

TRABAJO FIN DE GRADO: PLATAFORMA WEB BASADA EN LA INFLUENCIA DE LA CLIMATOLOGÍA SOBRE EL IBEX 35



JAVIER COROMINAS BALSEYRO

Doble Grado en Ingeniería Informática y ADE

Tutor de Informática: Antonio Berlanga de Jesús

Tutor de ADE: Miguel Ángel López Gómez

Índice de contenido

1. INTRODUCCIÓN.....	11
1.1 MOTIVACIÓN.....	11
1.2 OBJETIVOS.....	12
2. ESTADO DEL ARTE	13
2.1 ESTUDIOS SOBRE TEORÍA FINANCIERA	13
2.1.2 ESTUDIOS SOBRE LA IMPORTANCIA DE LA METEOROLOGÍA SOBRE LA RACIONALIDAD DE LOS INVERSORES.....	13
2.1.3 ESTUDIOS SOBRE FACTORES COMPLEMENTARIOS	15
2.1.3.1 Investigación sobre eventos deportivos	15
2.1.3.2 Impacto de Twitter y redes sociales	16
2.1.3.3 Wikipedia, Google y motores de búsqueda.....	17
2.2 APLICACIONES WEB FINANCIERAS	18
2.2.1 PLATAFORMAS GENERALISTAS DE INFORMACIÓN FINANCIERA	18
2.2.1 APLICACIONES WEB BASADAS EN PSICOLOGÍA FINANCIERA.....	19
2.3 USUARIOS	20
3. ESTUDIO FINANCIERO.....	21
3.1 DATOS Y METODOLOGÍA	21
3.1.1 DATOS METEOROLÓGICOS.....	21
3.1.2. DATOS FINANCIEROS.....	24
3.1.3 ESTUDIO DEL EFECTO ANÍMICO SOBRE LOS INVERSORES.....	26
3.1.4 ESTUDIO DEL COSTE DE OPORTUNIDAD	28
3.1.5 VARIABLES DE CONTROL.....	30
3.1.5.1 Días con características anómalas.....	30
3.1.5.2. Control de valores extremos	32
3.1.5.3. Problemas encontrados	33
3.1.5.4. Trades realizados automáticamente	33
3.1.5.5. Operaciones fuera de Madrid.....	33
3.1.5.6. Operaciones no disponibles.....	34
3.2. RESULTADOS	35
3.2.1. EXPLICACIÓN DEL COEFICIENTE DE DETERMINACIÓN	37
3.2.2. COMPARATIVA DE RESULTADOS ENTRE MODELOS.....	39
3.2.2.1 Modelo de regresión lineal simple	39
3.2.2.2. Modelo de regresión lineal múltiple	39
3.2.3. EFECTO GENERAL SOBRE EL MERCADO	41
3.2.4. ESTADO DE ÁNIMO Y AVERSIÓN AL RIESGO DE LOS INVERSORES	42
3.2.5. COSTE DE OPORTUNIDAD.....	43
3.2.6. MODELO CON VARIABLES DE CONTROL SOBRE TEMPERATURAS EXTREMAS.....	44

3.2.7. MODELOS ESCOGIDOS	45
3.2.7.1. Efecto sobre el ánimo y la aversión al riesgo	45
3.2.7.2. Efecto sobre el coste de oportunidad	46
4. DESARROLLO DE LA PLATAFORMA WEB.....	48
4.1. ANÁLISIS DEL SISTEMA.....	48
4.1.1. REQUISITOS	48
4.1.1.1. Requisitos funcionales.....	49
4.1.1.2. Requisitos no funcionales.....	51
4.1.1.3. Seguridad de la aplicación	52
4.1.2. PLAN DE PRUEBAS.....	53
4.1.2.1. Test de los requisitos funcionales	54
4.1.2.2. Requisitos no funcionales.....	59
4.2. DISEÑO DEL SISTEMA	61
4.2.1 ARQUITECTURA.....	61
4.2.2. TECNOLOGÍAS ESCOGIDAS	67
4.2.2.1. JSP y Java Servlets.....	67
4.2.2.2. JSTL	67
4.2.3. RECURSOS EXTERNOS	68
4.2.3.1. Librerías para la recopilación de datos meteorológicos: Yahoo Meteo	68
4.2.3.2. Recopilación de datos financieros: Yahoo Finance y Google Finance.....	70
4.2.3.3. Hibernate	71
4.2.3.4. Programación de tareas asíncronas: Quartz.....	72
4.2.3.5. Paquete de funciones estadísticas: Apache Commons Math	73
4.2.3.6. Interfaz gráfica	73
4.2.4 COMPARATIVA CON POSIBLES ALTERNATIVAS	74
4.2.4.1. JSP y Java Servlets.....	74
4.2.4.1.1. JSP vs. .Net.....	74
4.2.4.1.2 JSP vs. PHP	74
4.2.4.2. MySQL	75
4.2.4.2.1. SQL vs. NoSQL.....	75
4.2.4.2.2. MySQL frente a otros sistemas gestores de BBDD	76
4.2.4.3. Tomcat.....	77
4.2.4.4. Hibernate	78
4.2.4.5. Quartz	79
4.2.5. DISEÑO DE LA BASE DE DATOS.....	80
5. CONFIGURACIÓN Y FUNCIONAMIENTO DEL SISTEMA.....	82
5.1. CONFIGURACIÓN DE LAS PLATAFORMAS EXTERNAS.....	82
5.1.1. CONTENEDOR DE SERVLETS: TOMCAT	82
5.1.2. CONFIGURACIÓN DE LA BBDD	83
5.1.2.1. Migración de la BBDD	83

5.1.3. ENTORNO DE DESARROLLO: ECLIPSE	84
5.2. CONFIGURACIÓN DEL PROYECTO WEB.....	85
5.2.1. HIBERNATE	85
5.2.2. QUARTZ	86
5.3. CÁLCULO DE LOS ESTIMADORES Y PREDICCIÓN	87
5.3.1. OBTENCIÓN DE LOS DATOS PARA LA ESTIMACIÓN	87
5.3.2. ALGORITMO DE PREDICCIÓN	88
5.4. EJECUCIÓN LA APLICACIÓN	90
5.4.1. DESPLIEGUE DE LA APLICACIÓN	90
5.4.2. EJECUCIÓN ASÍNCRONA.....	90
5.4.3. EJECUCIÓN SÍNCRONA	91
<u>6. PRESUPUESTO Y PLANIFICACIÓN</u>	<u>92</u>
6.1. PLANIFICACIÓN.....	92
6.1.1. ANÁLISIS DEL SISTEMA	92
6.1.2. DISEÑO DEL SISTEMA.....	92
6.1.3. IMPLEMENTACIÓN Y VERIFICACIÓN DE LOS REQUISITOS	93
6.1.4. DIAGRAMA DE GANTT	93
6.2. PRESUPUESTO.....	95
6.2.1. PRESUPUESTO DE DESARROLLO	95
6.2.1.1. Hardware	95
6.2.1.2. Software y licencias.....	95
6.2.1.3. Coste de personal.....	96
6.2.1.4. Presupuesto total del desarrollo del proyecto	97
6.2.2. PRESUPUESTO DE LANZAMIENTO	97
6.2.3. PRESUPUESTO DE DESARROLLO Y LANZAMIENTO DEL PRIMER AÑO.....	98
<u>7. CONCLUSIONES Y PROPUESTAS DE MEJORA.....</u>	<u>99</u>
7.1. CONCLUSIONES	99
7.1.1. CONCLUSIONES DEL ESTUDIO ESTADÍSTICO	99
7.1.2. CONCLUSIONES DEL DESARROLLO DE LA PLATAFORMA WEB	103
7.2. PROPUESTAS DE MEJORA.....	105
7.2.1. PROPUESTAS DE MEJORA DEL ESTUDIO ESTADÍSTICO	105
7.2.1.1 Establecimiento de muestras de población	105
7.2.1.2. Sistemas de regresión no lineales.....	105
7.2.1.2. Estudio pormenorizado de cada empresa del índice.....	106
7.2.2. PROPUESTAS DE MEJORA DE LA PLATAFORMA WEB.....	106
7.2.1.1. Inclusión de otros mercados.....	106
7.2.1.2 Configuración de carteras personalizadas	107
7.2.1.3. Aplicación móvil.....	108
<u>8. BIBLIOGRAFÍA.....</u>	<u>109</u>

9. ANEXO	113
9.1. GLOSARIO DE ACRÓNIMOS Y DEFINICIONES	113
9.1.1. ACRÓNIMOS.....	113
9.1.2. DEFINICIONES.....	115
9.2 ANEXO ESTUDIO FINANCIERO	117
9.2.1. COMPARACIÓN HISTÓRICA DE LOS RESULTADOS	117
9.2.2. ESTRUCTURA DE LOS DATOS	120
9.2.3 RESULTADOS DE LOS MODELOS SIN VARIABLES DE CONTROL	121
9.2.4 RESULTADOS DE LOS MODELOS CON VARIABLES DE CONTROL.....	128
9.2.4.1. Modelos de regresión lineal simple con variables de control	128
9.2.4.2. Modelos de regresión lineal múltiple	135
9.2.5. RESULTADOS DE LA COMPARACIÓN HISTÓRICA	142
9.3. ANEXO CAPTURAS DE LA INTERFAZ GRÁFICA.....	143
9.3.1. CAPTURAS CON LA PANTALLA A RESOLUCIÓN COMPLETA.	143
9.3.1.1. Estado negativo del mercado con sesión activa	143
9.3.1.2. Estado negativo en día de sesión inactiva.....	146
9.3.1.3. Estado neutral durante sesión activa.....	146
9.3.1.4. Estado neutral en periodo inactivo.....	147
9.3.1.5. Estado positivo en periodo de actividad	147
9.3.1.6. Estado positivo en periodo de inactividad.....	148
9.3.2. CAPTURAS EN DISPOSITIVOS MÓVILES Y DE PANTALLA REDUCIDA.....	148
9.4. ANEXO: ENLACES DE INTERÉS	153
9.4.1. ENLACES DE DESCARGA:	153
9.4.2. ENLACES A LAS LICENCIAS	154

TRABAJO FIN DE GRADO: PLATAFORMA WEB BASADA EN LA INFLUENCIA DE LA CLIMATOLOGÍA SOBRE EL IBEX 35

Índice de tablas

<i>Tabla 1 – Matriz de correlaciones</i>	<i>22</i>
<i>Tabla 2 – Evolución del R^2 mínimo</i>	<i>38</i>
<i>Tabla 3 – RF-1</i>	<i>49</i>
<i>Tabla 4 – RF-2</i>	<i>49</i>
<i>Tabla 5- RF3.....</i>	<i>49</i>
<i>Tabla 6- RF-4</i>	<i>50</i>
<i>Tabla 7- RF-5</i>	<i>50</i>
<i>Tabla 8- RF-6</i>	<i>50</i>
<i>Tabla 9- RF-7</i>	<i>50</i>
<i>Tabla 10-RF-8</i>	<i>50</i>
<i>Tabla 11- RNF-1</i>	<i>51</i>
<i>Tabla 12-RNF-2</i>	<i>51</i>
<i>Tabla 13- RNF-3.....</i>	<i>51</i>
<i>Tabla 14- RNF-4.....</i>	<i>51</i>
<i>Tabla 15- RNF-5.....</i>	<i>51</i>
<i>Tabla 16- RNF-6.....</i>	<i>52</i>
<i>Tabla 17- Prueba RF-1.1.....</i>	<i>54</i>
<i>Tabla 18- Prueba RF-1.2.....</i>	<i>54</i>
<i>Tabla 19- Prueba RF-1.3.....</i>	<i>55</i>
<i>Tabla 20- Prueba RF-2.1.....</i>	<i>55</i>
<i>Tabla 21- Prueba RF-2.2.....</i>	<i>56</i>
<i>Tabla 22- Prueba RF-2.3.....</i>	<i>56</i>
<i>Tabla 23- RF-3.....</i>	<i>57</i>

<i>Tabla 24- Prueba RF-4.....</i>	<i>57</i>
<i>Tabla 25- Prueba RF-5.....</i>	<i>58</i>
<i>Tabla 26- RF-6.....</i>	<i>58</i>
<i>Tabla 27- RF-7.....</i>	<i>58</i>
<i>Tabla 28- Prueba RF-8.....</i>	<i>59</i>
<i>Tabla 29- Prueba RNF-1.....</i>	<i>59</i>
<i>Tabla 30- Prueba RNF-2.....</i>	<i>59</i>
<i>Tabla 31- Prueba RNF-3.....</i>	<i>60</i>
<i>Tabla 32- Prueba RNF-4.....</i>	<i>60</i>
<i>Tabla 33- Prueba RNF-5.....</i>	<i>60</i>
<i>Tabla 34- RNF-6.....</i>	<i>60</i>
<i>Tabla 35- Características del hardware</i>	<i>95</i>
<i>Tabla 36- Roles y salarios.....</i>	<i>96</i>
<i>Tabla 37- Presupuesto de desarrollo del proyecto.....</i>	<i>97</i>
<i>Tabla 38- Presupuesto total de funcionamiento en primer año</i>	<i>98</i>
<i>Tabla 39- Resultados del modelo de regresión lineal sin variables de control para la ecuación E1.....</i>	<i>121</i>
<i>Tabla 40- P-valor del modelo de regresión lineal sin variables de control para la ecuación E1</i>	<i>121</i>
<i>Tabla 41- Resultados del modelo de regresión lineal sin variables de control para la ecuación E2.....</i>	<i>123</i>
<i>Tabla 42- P-valor del modelo de regresión lineal sin variables de control para la ecuación E1</i>	<i>123</i>
<i>Tabla 43- Resultados del modelo de regresión lineal sin variables de control para la ecuación E3.....</i>	<i>124</i>

<i>Tabla 44- P-valor del modelo de regresión lineal sin variables de control para la ecuación E3</i>	<i>124</i>
<i>Tabla 45- Resultados del modelo de regresión lineal sin variables de control para la ecuación E6.....</i>	<i>125</i>
<i>Tabla 46- P-valor del modelo de regresión lineal sin variables de control para la ecuación E6</i>	<i>125</i>
<i>Tabla 47- Resultados del modelo de regresión lineal sin variables de control para la ecuación E8.....</i>	<i>126</i>
<i>Tabla 48- P-valor del modelo de regresión lineal sin variables de control para la ecuación E8</i>	<i>126</i>
<i>Tabla 49- Resultados del modelo de regresión lineal sin variables de control para la ecuación E9.....</i>	<i>127</i>
<i>Tabla 50- P-valor del modelo de regresión lineal sin variables de control para la ecuación E9</i>	<i>127</i>
<i>Tabla 51- Resultados del modelo de regresión lineal simple con variables de control para la ecuación E1</i>	<i>128</i>
<i>Tabla 52- P-valor del modelo de regresión lineal simple con variables de control para la ecuación E1</i>	<i>128</i>
<i>Tabla 53- Resultados del modelo de regresión lineal simple con variables de control para la ecuación E2</i>	<i>130</i>
<i>Tabla 54- P-valor del modelo de regresión lineal con variables de control para la ecuación E2</i>	<i>130</i>
<i>Tabla 55- Resultados del modelo de regresión lineal simple con variables de control para la ecuación E3.....</i>	<i>131</i>
<i>Tabla 56- P-valor del modelo de regresión lineal simple con variables de control para la ecuación E1</i>	<i>131</i>
<i>Tabla 57- Resultados del modelo de regresión lineal simple con variables de control para la ecuación E6.....</i>	<i>132</i>
<i>Tabla 58- P-valor del modelo de regresión lineal simple con variables de control para la ecuación E6.....</i>	<i>132</i>

<i>Tabla 59- Resultados del modelo de regresión lineal simple con variables de control para la ecuación E8.....</i>	<i>133</i>
<i>Tabla 60- P-valor del modelo de regresión lineal simple con variables de control para la ecuación E1</i>	<i>133</i>
<i>Tabla 61- Resultados del modelo de regresión lineal simple con variables de control para la ecuación E9.....</i>	<i>134</i>
<i>Tabla 62- Resultados del modelo de regresión lineal múltiple con variables de control para la ecuación E1</i>	<i>135</i>
<i>Tabla 63- P-valor del modelo de regresión lineal múltiple con variables de control para la ecuación E2.....</i>	<i>135</i>
<i>Tabla 64- Resultados del modelo de regresión lineal múltiple con variables de control para la ecuación E2.....</i>	<i>137</i>
<i>Tabla 65- P-valor del modelo de regresión lineal múltiple con variables de control para la ecuación E2.....</i>	<i>137</i>
<i>Tabla 66- Resultados del modelo de regresión lineal múltiple con variables de control para la ecuación E3.....</i>	<i>138</i>
<i>Tabla 67- P-valor del modelo de regresión lineal múltiple con variables de control para la ecuación E2.....</i>	<i>138</i>
<i>Tabla 68- Resultados del modelo de regresión lineal múltiple con variables de control para la ecuación E6.....</i>	<i>139</i>
<i>Tabla 69- P-valor del modelo de regresión lineal múltiple con variables de control para la ecuación E6.....</i>	<i>139</i>
<i>Tabla 70- Resultados del modelo de regresión lineal múltiple con variables de control para la ecuación E8.....</i>	<i>140</i>
<i>Tabla 71- P-valor del modelo de regresión lineal múltiple con variables de control para la ecuación E8.....</i>	<i>140</i>
<i>Tabla 72- Resultados del modelo de regresión lineal múltiple con variables de control para la ecuación E9.....</i>	<i>141</i>
<i>Tabla 73- P-valor del modelo de regresión lineal múltiple con variables de control para la ecuación E9.....</i>	<i>141</i>

<i>Tabla 74- Resultados de la comparación histórica utilizando variables de control.</i>	142
<i>Tabla 75- P-valor de la comparación histórica utilizando variables de control.</i>	142

Índice de ilustraciones

<i>Ilustración 1- Modelo-Vista-Controlador.....</i>	<i>62</i>
<i>Ilustración 2- Capa Cliente</i>	<i>63</i>
<i>Ilustración 3- Capa Web.....</i>	<i>64</i>
<i>Ilustración 4- Capa EJB</i>	<i>64</i>
<i>Ilustración 5- Capa EIS</i>	<i>65</i>
<i>Ilustración 6- Arquitectura J2EE en tres componentes</i>	<i>66</i>
<i>Ilustración 7- Número de usuarios de los principales servidores de aplicaciones.....</i>	<i>77</i>
<i>Ilustración 8- Sesión activa con estimación negativa</i>	<i>143</i>
<i>Ilustración 9- Valor de los activos.....</i>	<i>144</i>
<i>Ilustración 10- Sección de información.....</i>	<i>145</i>
<i>Ilustración 11- Pie de la web</i>	<i>145</i>
<i>Ilustración 12- Sesión inactiva con estimación negativa</i>	<i>146</i>
<i>Ilustración 13- Sesión activa con estimación neutral.....</i>	<i>146</i>
<i>Ilustración 14- Sesión inactiva con estimación neutral.....</i>	<i>147</i>
<i>Ilustración 15- Sesión activa con estimación positiva</i>	<i>147</i>
<i>Ilustración 16- Sesión inactiva con estimación positiva.....</i>	<i>148</i>
<i>Ilustración 17- Estimación en dispositivo móvil.....</i>	<i>149</i>
<i>Ilustración 18- Valor de los activos en dispositivo móvil</i>	<i>150</i>
<i>Ilustración 19- Sección de información en dispositivo móvil.....</i>	<i>151</i>
<i>Ilustración 20- Pie en dispositivo móvil.....</i>	<i>152</i>

1. INTRODUCCIÓN

1.1 Motivación

En la actualidad hay un gran número de herramientas que intentan maximizar el rendimiento de las carteras financieras. Se puede acceder a un amplio abanico de aplicaciones que ofrecen datos en tiempo real y que permiten realizar análisis basados en diferentes modelos económicos.

Sin embargo, a pesar de la cada vez más abundante oferta de plataformas basadas en técnicas y análisis clásicos, apenas se hace mención alguna a un campo que estudia el funcionamiento de los mercados como es la psicología financiera.

En numerosos estudios se ha documentado el efecto de factores externos sobre los mercados a partir de la influencia que estos ejercen sobre los inversores. Se trata de un campo en auge gracias al desarrollo de un gran número de investigaciones que están permitiendo demostrar la importancia de factores que hasta ahora no se habían considerado relevantes.

Con todo, en pocas ocasiones estos estudios sobrepasan el campo puramente teórico y es por ello que los agentes que operan en el mercado no pueden utilizar sus conclusiones de una forma práctica.

Se propone la creación de una herramienta web que permita a los usuarios ver la predicción diaria del rendimiento del Ibex 35 basada en uno de estos factores: las condiciones climatológicas. Se trata del factor que ha sido documentado en un mayor número de ocasiones como un condicionante del estado de ánimo de los inversores. Esta predicción serviría a los usuarios para medir ese estado de ánimo y la perturbación que puede ocasionar en el mercado.

Desde el punto de vista teórico se intentará ver si un factor externo al mercado puede influir sobre su funcionamiento. De confirmarse, se contravendrían dos de los supuestos clásicos sobre los que se cimenta el mercado financiero moderno: la racionalidad de los agentes y la eficiencia del mercado en el establecimiento de precios. Si se comprobara que se producen severas anomalías a causa de la variación de las condiciones ambientales, significaría que el Ibex 35 es un mercado inestable e ineficiente. Por ello consideramos, a priori, que en caso existir tal relación, su influencia deberá ser limitada.

1.2 Objetivos

Existen dos objetivos claramente diferenciados. En primer lugar, y en un ámbito más teórico, se realizará el estudio económico sobre la influencia de los factores ambientales sobre el estado de ánimo de los inversores. Por otra parte, se explicará la implementación práctica para llevar a cabo una plataforma web que presente la predicción diaria basada en los resultados obtenidos previamente. Estos objetivos generales incluyen:

- *Estudio de la relación entre climatología y rendimiento del Ibex 35:* En este punto se quiere comprobar si a los niveles de significación estándar existe una relación entre la climatología y el rendimiento del mercado. Se intentará demostrar en términos globales del mercado si se puede establecer esta relación
- *Obtención de los parámetros más relevantes y formulación del modelo:* Si se demuestra esta relación, se profundizará en las variables que tienen una mayor relevancia. Se deberán formular las hipótesis que expliquen el origen de estos fenómenos y se obtendrán como resultado final modelos en los que las variables financieras pueden expresarse como resultado de la combinación de las variables climatológicas significativas.
- *Establecimiento de un sistema de recogida y procesado de datos automáticos:* El objetivo consiste en crear una herramienta que presente los resultados basándose en la climatología de cada día y pueda mantenerse en el tiempo. Por ello será necesario realizar un sistema de obtención, procesado y almacenamiento de datos. En el sistema se incluirán los datos utilizados para realizar el estudio económico y, diariamente, se insertarán los valores para actualizar el valor de los estimadores en función de la evolución del mercado.
- *Representación visual de los resultados:* Los resultados y la predicción deben ser accesibles para los usuarios. Por ello se creará una plataforma web que permita el acceso a la predicción del día y a los datos financieros relevantes para la toma de decisiones.

2. ESTADO DEL ARTE

A continuación, se intentará dar una visión general del marco en el que se engloba el proyecto. Se explicará el entorno general y se analizarán los posibles competidores y elementos complementarios.

2.1 Estudios sobre teoría financiera

2.1.2 Estudios sobre la importancia de la meteorología sobre la racionalidad de los inversores

El estudio que se toma como principal referencia en la investigación de la influencia de la climatología sobre el estado anímico de los inversores es el que fue llevado a cabo por Saunders en 1993 [5]. En él, se estudia este efecto sobre dos referencias de ámbito global como son el Índice Bursátil Dow-Jones (DIJA, Dow-Jones Industrial Index) y la bolsa de Nueva York (NYSE, New York Stock Exchange). Saunders concluye en su estudio que se pueden apreciar variaciones en los rendimientos atribuibles a factores ambientales y que, por lo tanto, no se puede excluir la psicología financiera de los modelos de análisis y predicción.

Desde entonces se han llevado a cabo un gran número de estudios introduciendo nuevas formas de medir y variables a considerar. Destaca el estudio de Bassi, Colacito y Fulghieri [2] que demuestra, basándose en los experimentos de la percepción del riesgo realizados por Laury y Holt [7], cómo los encuestados reaccionan de manera diferente según cambia la climatología. Como resultado se puede observar un aumento del optimismo en aquellos días con mejor tiempo, causando una menor aversión al riesgo y propiciando una sobrevaloración de los activos.

Por otra parte es de gran interés el estudio sobre la influencia de la meteorología en los mercados alemanes realizado por Schmittman, Pirschel, Meyer y Hacketal [1]. En él, se estudia otra consecuencia que ha sido omitida en muchos otros estudios: el coste de oportunidad. Al dedicar su tiempo a la actividad bursátil, los agentes renuncian a parte de su tiempo libre. Se estudiará si el volumen de actividad en los mercados financieros se ve afectado negativamente en los días de mejores condiciones climatológicas. Esta hipótesis parte de la premisa de que los inversores están menos dispuestos a renunciar a su tiempo de ocio en los días más agradables.

Existen otros estudios como el de Zadorozhna [26] que pretenden comprobar si este efecto puede estar relacionado con la madurez de los sistemas financieros. Para ello realiza un estudio similar en países en vías de desarrollo en Europa del Este. Es especialmente interesante la investigación pormenorizada que realiza sobre cada una de las empresas que componen el índice.

La investigación centrada en los mercados españoles es muy limitada, siendo la investigación de Pardo y Valor [8] la más conocida. Las medidas utilizadas para el componente ambiental difieren considerablemente de las empleadas en ese estudio, estando en el estudio de Pardo y Valor [8] limitadas únicamente a la humedad y las horas de sol.

Consideramos que la idea del coste de oportunidad debe ser estudiada si se quieren analizar todas las posibles implicaciones, y que no se pueden obviar otras variables meteorológicas tan importantes en el estado anímico como es la temperatura. Añadiendo la noción de coste de oportunidad evitamos limitar el posible impacto de los factores ambientales. Analizamos de esta forma todas sus posibles consecuencias más allá del establecimiento de precios. Existen otras posibles implicaciones, igualmente importantes y que no deben de ser ignoradas. Por ejemplo, el estudio de la influencia sobre las variaciones en el volumen, que puede tener repercusiones aún mayores. Como se ha demostrado en numerosos estudios, existe una relación directa positiva entre el volumen de actividad del mercado y la volatilidad.

Una característica fundamental que diferencia este estudio de la mayoría de investigaciones realizadas con anterioridad es que no se estudiará únicamente un subconjunto de los inversores. En la mayoría de investigaciones se suele coger una muestra reducida del conjunto de agentes que realizan operaciones en el mercado, como pueden ser, por ejemplo, los inversores de una firma. De esta forma evitan introducir anomalías que no se corresponden con los inversores modelo a los que deberían afectarles los factores ambientales. Sin embargo, ya que nuestra investigación se centra en obtener modelos que puedan ser utilizados en un entorno práctico, no se puede realizar esta división. De hacerlo, el modelo sólo podría entonces ser utilizado para predecir dentro de esa muestra y no en el conjunto global del mercado haciendo que las estimaciones fueran irrelevantes.

2.1.3 Estudios sobre factores complementarios

Existen otros fenómenos relacionados con la teoría financiera psicológica que han motivado numerosas investigaciones. Estos estudios plantean la misma cuestión sobre los supuestos clásicos de eficiencia y racionalidad del mercado a través de factores externos, los cuales deberían, en un escenario ideal, no afectar al sistema financiero. La realización de un estudio sobre estas variables podría ser de interés a la hora de ofrecer una plataforma que englobe todas aquellas variables que, en principio, se consideran ajenas al mercado pero que pueden influir en él.

A continuación se detallan algunos de los campos que han sido estudiados y que podrían añadir valor a la herramienta propuesta.

2.1.3.1 Investigación sobre eventos deportivos

Se han llevado a cabo investigaciones en distintos mercados del mundo estudiando cómo influye el resultado de eventos deportivos de especial repercusión sobre la cotización de los activos.

La principal hipótesis es que el resultado de estos eventos puede afectar al estado de ánimo de los inversores, siendo éstos más optimistas cuando su equipo gana. De esta forma, en los días posteriores a una victoria el mercado tendrá una tendencia alcista. Esta hipótesis también choca con la idea de la eficiencia del mercado ya que se trata de factores que en ningún caso deberían afectar al establecimiento de precios al ser totalmente externos al mercado.

Uno de los grandes problemas de los estudios sobre la influencia de los eventos deportivos es la complejidad que conlleva confeccionar una muestra amplia y consistente a través de los años, ya que depende de la posibilidad de que se produzcan eventos de importancia como primera condición. Asimismo, deberán ser eventos que despierten el mismo sentimiento entre los inversores del mercado, por lo tanto no se pueden considerar partidos entre equipos locales. Tienen que ser eventos que agrupen a un gran número de gente y que provoquen entre ellos la misma reacción como, por ejemplo, los partidos de combinados nacionales. El problema al que nos enfrentamos en este caso es que en el ámbito de las selecciones nacionales hay pocos partidos de relevancia durante los años, pudiendo no producirse ninguno en ciertos países. Igualmente, no todos los deportes despiertan el mismo interés, por lo que la capacidad de inferencia sobre la hipótesis del efecto de los eventos deportivos sobre el valor de retorno es reducida.

Sin embargo, hay estudios que demuestran que se producen anomalías en los mercados como consecuencia de estos resultados.

En España, el estudio de Gómez Martínez y Prado Román [13] sostiene que existe un efecto positivo en el mercado español como consecuencia de una victoria de la selección española. Aunque, como en el resto de trabajos, muestran cautela a la hora de utilizar estos resultados como herramienta predictiva.

Kaplanski y Levy [12], sin embargo, afirman que un inversor se puede beneficiar de las finales de la Copa del Mundo de la FIFA independientemente del resultado del partido. Como el resultado de los partidos no puede preverse con anterioridad, calculan el efecto agregado de todos los mercados locales y hallan que el efecto es siempre negativo. Por lo tanto, debido a la gran influencia de los inversores extranjeros en EEUU, se produce una caída en el rendimiento del mercado estadounidense. Una estrategia sencilla para aprovechar este fenómeno es el de la venta en corto ya que teniendo en cuenta, además, que la caída se mantiene durante unos días, el inversor se puede aprovechar de esta bajada de los precios de las acciones.

2.1.3.2 Impacto de Twitter y redes sociales

Se han realizado un gran número de trabajos en este campo que cada vez está atrayendo mayor interés entre los agentes del mercado financiero. Algunas de estas propuestas están comenzando a salir del mundo meramente académico formando parte de la propuesta de herramientas disponibles para los inversores a la hora de tomar decisiones.

Uno de los estudios más interesantes, y que se ha realizado tomando como referencia el Ibex 35, es el que ha llevado a cabo el BBVA que estudia la capacidad predictiva de los comentarios de Twitter sobre el rendimiento del mercado. Este estudio mezcla dos ideas ya que, si bien analiza el estado anímico de los inversores y predice en función de eso, la información sobre la que se basa no es completamente ajena al mercado. Algunos comentarios pueden contener información tradicional, en un formato poco convencional, que afecta a la cotización por lo cual no se puede considerar externo al mercado. Sin embargo, se trata de una funcionalidad muy interesante y cuya inclusión en una plataforma de estudio del sentimiento de los inversores aumentaría considerablemente la capacidad predictiva y el valor de la misma.

2.1.3.3 Wikipedia, Google y motores de búsqueda

La universidad de Wernicke ha realizado una serie de estudios sobre el uso de herramientas de búsqueda de información para predecir tendencias del mercado. De nuevo, este enfoque no contradice la teoría clásica de racionalidad en el establecimiento de precios ya que se basaría precisamente en el deseo de los usuarios de conseguir más información sobre cuestiones que afectan a la valoración. El trabajo de Curme, Preis, Stanley y Moat [9] establece una relación entre la búsqueda de información sobre ciertas palabras clave y la posterior evolución del mercado.

En el caso de Wikipedia, sostienen que existe una relación entre el volumen de búsquedas relacionadas con el sector financiero y una disminución de la rentabilidad en el mercado. Esto se debe a que para los inversores tiene un mayor impacto una posible pérdida de valor que el miedo de no aprovechar una oportunidad. Por ello, argumentan los autores que el hecho de que se aumente el volumen de búsquedas se correspondería con una creencia negativa entre los inversores. Estos intuyen que la rentabilidad va a disminuir y por ello buscan más información para cerciorarse.

Como en el caso anterior, añadir esta funcionalidad a una posible plataforma de predicción de la evolución del mercado sobre variables no convencionales supondría una gran mejora.

2.2 Aplicaciones web financieras

2.2.1 Plataformas generalistas de información financiera

Se trata de un segmento con un número de opciones prácticamente inabarcable por lo que no podremos detenernos a analizar cada una de ellas.

Las plataformas que ofrecen datos en tiempo real del valor de los activos suelen ser, en la mayoría de los casos, páginas web de información financiera general, como por ejemplo Infomercados. Una de las principales diferencias y que supone una ventaja de estas plataformas, es que ellas mismas generan contenido en forma de noticias que puede ser de utilidad. Sin embargo, esto en algunos casos provoca una pérdida de tiempo para los usuarios que únicamente quieren comprobar las variaciones en los precios. Muchas de estas plataformas ofrecen en primer lugar las noticias mientras que la información en tiempo real queda relegada a un segundo plano. Nuestra solución pretende que el usuario sea capaz de entender la situación del mercado en cuanto la plataforma se haya cargado.

Otra importante funcionalidad de algunas de estas plataformas, como Yahoo Finance, es que ofrecen la posibilidad de crear una cuenta de usuario en la que se puedan configurar los valores que componen la cartera y ver la evolución de la misma. Se trata de una idea que se definirá más adelante como propuesta de mejora de la aplicación, ya que consideramos que se trata de una posibilidad que entra dentro de la propuesta de valor del producto y que no supondría un coste excesivo.

Existe otro segmento de aplicaciones de pago que ofrecen información detallada y herramientas de análisis avanzado a sus suscriptores. No entraremos a valorar las distintas alternativas en detalle ya que consideramos que estas plataformas están diseñadas para otro segmento de usuarios totalmente distinto. En estos casos se tratará de profesionales que utilizan estas herramientas para sus operaciones diarias. El ámbito de implantación de nuestra herramienta dista mucho del profesional dada su escasa implantación en un entorno práctico hasta la fecha. Actualmente, ninguna institución de inversión profesional podría justificar sus decisiones basándose en el análisis de las variables psicológicas sobre los inversores. Por lo tanto entendemos que no constituyen un sector de usuarios potenciales.

2.2.1 Aplicaciones web basadas en psicología financiera

La oferta de herramientas de análisis basadas en la psicología financiera es prácticamente inexistente, hecho que constituye una de las principales motivaciones para realizar esta plataforma. Las herramientas de análisis financiero se basan prácticamente en su totalidad en las fuentes de información tradicionales y obvian un factor tan importante como es el estado de ánimo de los inversores.

Una herramienta muy interesante es la que ha llevado a cabo el BBVA que analiza el estado anímico de los inversores a través de los comentarios en Twitter. La función de la herramienta se centra en el Ibex 35 y da una estimación del optimismo o pesimismo que puede haber en el mercado filtrando los comentarios según su relevancia y realiza un estudio estadístico en tiempo real que da una estimación sobre si el mercado va a subir o bajar durante el día. La herramienta se encuentra disponible en:

<http://www.stockbuzz.es/>

2.3 Usuarios

Consideramos que los usuarios a los que va dirigida esta aplicación son personas con conocimientos financieros y que participan de alguna manera en la actividad bursátil. No se requerirá tener un nivel experto en teoría financiera pero sí será necesario tener nociones básicas de su funcionamiento y de estadística para comprender el alcance del modelo propuesto. Un usuario que acceda a la plataforma y no comprenda el alcance de la predicción o cómo afectan ciertas variables puede verse confundido y llevar a cabo operaciones que no estén correctamente fundamentadas.

Se tratará de usuarios curiosos y que intenten, por tanto, no sólo obtener provecho económico de la plataforma sino también aumentar su conocimiento del funcionamiento del sistema financiero. El perfil de usuario que desea disponer de herramientas totalmente fiables para realizar operaciones concretas no se adapta al usuario medio de la aplicación.

Del mismo modo, partimos de la hipótesis de que se tratará de un usuario activo tecnológicamente. Dado que nuestra plataforma no se situará entre las primeras que aparezcan al realizar búsquedas sobre análisis o datos en tiempo real del mercado, creemos que el usuario que acceda a la plataforma habrá realizado un análisis previo de las principales alternativas tanto en web como en aplicaciones móviles.

En esta primera fase de la plataforma el grupo de usuarios al que se dirige la plataforma estará compuesto de personas con conocimientos financieros y tecnológicamente activas. Sin embargo, las propuestas de mejoras que se exponen más adelante pueden servir para aumentar la audiencia de la plataforma. Este aumento estará provocado, principalmente, por la inclusión de nuevas funcionalidades que puedan ser de utilidad para usuarios de un segmento menos específico.

3. ESTUDIO FINANCIERO

En este apartado detallaremos todos los pasos llevados a cabo para realizar los modelos financieros.

Incluirá la información sobre la composición de la muestra y la metodología llevada a cabo en el estudio estadístico. Se detallará tanto la forma de obtener y procesar los datos como aquellos procesos de validación de la información necesarios.

Se incluirá una explicación de los resultados estadísticos obtenidos y sus implicaciones sobre la relación entre la climatología y el rendimiento de los mercados.

Los resultados numéricos de cada uno de los modelos en función de las variables explicativas contempladas se incluyen en el anexo.

3.1 Datos y metodología

3.1.1 Datos meteorológicos

Los datos meteorológicos se han obtenido de la Agencia Estatal de Meteorología (AEMET). Se han recopilado las medidas diarias desde Abril de 1990 hasta la actualidad de:

- Temperatura máxima
- Temperatura mínima
- Temperatura media
- Horas totales de sol
- Porcentaje de sol
- Precipitaciones
- Viento

Las horas de sol diarias han demostrado, en otras investigaciones, ser el factor que más afecta al estado anímico. Partimos de la premisa de que un día despejado tiene un efecto positivo al disminuir la aversión al riesgo, pero aumenta también el coste de oportunidad creando un efecto negativo sobre el volumen.

La forma en la que la AEMET calcula la cantidad de luz solar consiste en la medición en cuatro periodos del día: 00:00 – 07:00, 07:00 – 13:00, 13:00 – 18:00 y de 18:00 – 00:00. Este fenómeno se puede medir mediante dos magnitudes distintas: el número de horas totales de sol del día y el porcentaje de sol durante el día.

Siguiendo el ejemplo de “Hirshleifer y Shumway” [6]: para evitar posibles problemas de estacionalidad, se tomará como medida el valor desestacionalizado. De esta forma se miden realmente las variaciones que se producen en esa época del año. No se deben utilizar las medidas originales ya que por ejemplo, un día con una temperatura de 15 grados centígrados puede considerarse frío en Junio, pero en cambio, tener un efecto positivo en Enero.

Por lo tanto, utilizaremos la medida diaria recogida en la estación meteorológica menos la media de esa variable para ese mismo día a lo largo de los años.

$$X = X - \mu$$

Se ha estudiado la relación entre las distintas variables mediante una matriz de correlación para ver en qué casos hay variables que intentan explicar el mismo fenómeno. Las variables redundantes pueden reducir la significación de cada una de las variables repetidas haciendo que éstas parezcan irrelevantes.

	Tmax	Tmin	Tmed	Totsol	Ptjesol	Prec	Viento
Tmax	1	0,2939	0,8431	0,4661	0,4521	-0,2036	-0,3067
Tmin		1	0,7616	-0,3651	-0,3888	0,1973	0,2573
Tmed			1	0,1106	0,0878	-0,0268	-0,0632
Totsol				1	0,9874	-0,3988	-0,1976
Ptjesol					1	-0,4041	-0,1970
Prec						1	0,1050
Viento							1

Tabla 1 – Matriz de correlaciones

En los datos podemos observar que hay una alta correlación entre las distintas medidas de la temperatura, y también entre las dos formas de medir las horas de luz.

Este resultado es lógico ya que tanto la temperatura mínima como la máxima afectarán a la temperatura media mediante una relación directa. De esta forma podemos medir el

efecto de un aumento de la temperatura, tanto máxima como mínima, utilizando la temperatura media que tiene un efecto aglutinador.

En el caso de la insolación, los resultados son aún más claros ya que ambas variables observan el mismo efecto, pero difieren en la forma de medirlo. Por ello tiene la correlación más alta entre todas las variables. Tendremos, por tanto, que considerar un modelo que tome solo una de las variables para que el efecto no se vea reducido por la inclusión de las dos variables.

Como era previsible, también existe una importante correlación negativa entre la insolación y las precipitaciones del día. Sin embargo, esta relación no es tan significativa ni explica exactamente el mismo fenómeno por lo que no consideramos necesario eliminar una de las dos variables para que el modelo continúe siendo significativo.

3.1.2. *Datos financieros*

Los datos financieros han sido extraídos del histórico del Ibex 35 disponible en la página web de Infomercados. Como hemos comentado anteriormente, utilizaremos los datos desde Abril de 1990 para evitar las posibles diferencias existentes por la introducción del mercado automatizado durante ese periodo. De esta forma excluimos del modelo cualquier posible efecto secundario derivado de este cambio.

En otros estudios se han utilizado variables financieras que ofrecían un mayor nivel de detalle de la actividad de los inversores. En ellos se ha estudiado la actividad de cada inversor por separado así como el agregado de las compras del conjunto estudiado. En cambio, en este estudio el principal objetivo es analizar el efecto global en el mercado por lo que no se ha reducido la actividad del mercado a ningún subconjunto del mismo. Las variables financieras que se han recopilado son:

- Valor de apertura de mercado.
- Valor de cierre de mercado
- Volumen de transacciones realizadas durante el día

Esta amplitud supone un problema a la hora de encontrar una correlación en el análisis estadístico. Al no utilizar ningún parámetro para clasificar a los usuarios, como pueden ser los ya mencionados: inversores institucionales o particulares, se puede mezclar la actividad estadísticamente relevante con otras operaciones que no estén relacionadas de ninguna manera con las variaciones del clima. Los ejemplos más claros son los *trades* automáticos, que cada vez tienen un mayor peso en el mercado, y las operaciones realizadas por individuos de forma telemática que también están aumentando considerablemente gracias a las facilidades que ofrecen las nuevas tecnologías. En ambos casos, el tiempo que haga ese día en Madrid será indiferente a la hora de realizar las operaciones.

Sin embargo, en caso de hallarse una correlación, este modelo tendrá implicaciones prácticas para predicciones futuras. Los modelos divididos por subconjuntos sirven como explicación formal pero no tienen capacidad de predicción para ayudar a los agentes en la toma de decisiones.

Se utilizarán distintos enfoques para medir las variaciones de tal forma que se consideren todas aquellas formas en las que los dos efectos considerados puedan manifestarse.

Para analizar los efectos de la meteorología sobre el mercado, se medirán las variables generales del rendimiento de los activos.

E.1

$$Rentabilidad(t) = \left(\frac{Valor\ de\ cierre_{(t)} - Valor\ de\ apertura_{(t)}}{Valor\ de\ apertura_{(t)}} \right)$$

E.2

$$Rentabilidad(t) = \left(\frac{Valor\ de\ cierre_{(t)} - Valor\ de\ cierre_{(t-1)}}{Valor\ de\ cierre_{(t-1)}} \right)$$

E.3

$$Ln(rentabilidad_{(t)}) = \left(Ln(valor\ de\ cierre_{(t)}) - Ln(valor\ de\ cierre_{(t-1)}) \right) * 100$$

Donde t representa el día considerado.

Una vez que se haya realizado este estudio genérico sobre el mercado y el clima, se llevará a cabo el análisis de las variables para comprobar si se produce alguno de los efectos planteados.

3.1.3 Estudio del efecto anímico sobre los inversores

Existe una amplia literatura que versa sobre este efecto en diversos campos. Un estudio de especial interés es el de Bassi, Colacito y Fulghieri [2] basado en los hallazgos en el campo de la psicología de Holt y Laury [7], en el que se demuestra cómo afecta a los participantes la meteorología a la hora de tomar decisiones relacionadas con la aversión al riesgo. Para ello realizan las mismas pruebas en días con distintas condiciones ambientales. El estudio consistía en presentar a los encuestados una pareja de opciones con recompensas de distinto valor y probabilidades de éxito. Se demostró que en los días que había una climatología más agradable, los encuestados eran más propensos a elegir aquellas combinaciones con un mayor riesgo asociado.

Para comprobar si se produce este efecto, mediremos la diferencia de compra-venta en términos monetarios (€). De tal forma que en aquellos días en que las condiciones meteorológicas sean más agradables, deberá producirse un aumento en la balanza de compras y ventas.

Esto está en línea con las investigaciones realizadas tanto por Goetzmann y Zhu [3] como las de Schmittman, Pirschel, Hacketal y Meyer [1] que también utilizaron este enfoque. En nuestro caso se realizará un planteamiento similar pero realizando las modificaciones necesarias para adaptarse a las diferencias en los datos empleados.

El efecto que se quiere estudiar es el mismo. Sin embargo, se utilizará una forma diferente de contabilizar la variable dependiente. Para el estudio de la aversión al riesgo se medirá en € mientras que para el coste de oportunidad se medirá en unidades (#).

Las principales fórmulas que se propusieron estos estudios son:

E.4

$$\text{Exceso compraventa}(\text{€}) = \left(\frac{\text{Compras}_{(i,t)}}{\text{Compraventa}_{(i,t)}} \right) - \left(\frac{\text{Compras}_{(i,y)}}{\text{Compraventa}_{(i,y)}} \right)$$

El cálculo en modelo logarítmico es:

E.5

$$\text{Ln}(\text{Exceso trades}_{(\text{€})}) = \text{Ln}(\text{trades}_{(i,t)}) - \text{Ln}(\text{trades}_{(i,y)})$$

Las compras miden el número de € invertidos en operaciones de compra, y compraventa incluye la suma del valor en € de todas las operaciones de compra y de venta.

Donde i representa a un inversor(o el agregado de inversores de una estación meteorológica), t es el día, e y representa el año.

En nuestro caso se tomarán los valores de apertura y cierre como medida de la diferencia de compra y venta y dividiremos por el mismo valor anual de la forma:

E.6

$$Exceso compraventa(€) = \left(\frac{Cierre_{(t)} - Apertura_{(t)}}{Cierre_{(y)} - Apertura_{(y)}} \right)$$

Donde “ t ” representa el día del año que se estudia, e “ y ” es el valor medio del año.

Las variables explicativas del modelo serán las variables meteorológicas desestacionalizadas y las variables de control.

Se realizará la regresión tomando primero un formato que incluya todas las variables meteorológicas consideradas, y se realizará también una regresión individualizada para cada una de las variables. Se estudiarán todos los distintos modelos de la misma forma.

Ejemplo:

E.7

$$Exceso compraventa(€ o \#) = \beta_0 + \beta_1 * var_{meteo} + \beta_2 * var_{control} + \varepsilon$$

3.1.4 Estudio del coste de oportunidad

Existe un amplio número de artículos que cuestionan si se produce una disminución de la actividad en los mercados en los días en los que la climatología es más agradable. Se basan en la premisa de que en estos días los inversores prefieren dedicar menos tiempo a las actividades bursátiles para disponer de más tiempo de ocio. Por ello vamos a continuar con el planteamiento realizado por Schmittmann, Pirschel, Meyer y Hacketal [1] que miden este efecto en función del volumen de compra y venta en el mercado. De esta forma en vez de cuantificar el exceso en términos monetarios lo haremos en unidades. Se medirá, por tanto, únicamente el número de transacciones y no el valor en euros de cada una de ellas.

Como no disponemos de los datos de los particulares que nos permitirían separar las compras y el total de operaciones (compraventa) realizadas por cada inversor, tomaremos una medida general de la actividad del mercado. Planteamos como alternativa el volumen total de negocio del día como indicador de la intensidad de la actividad del mercado.

El cálculo del volumen para analizar el efecto del coste de oportunidad se realizará de una forma similar a como se han desestacionalizado las variables meteorológicas. Aunque el problema al que nos enfrentamos en este caso es ligeramente diferente ya que no depende de la época del año sino de la evolución en el tiempo de esa variable. Mientras que las variables meteorológicas son cíclicas y se pueden esperar valores similares el 1 de Enero de 1990 que el 1 de Enero de 2010, la evolución del mercado hace que sea imposible coger las medias del mismo día a lo largo de los años.

Tampoco se pueden tomar medias anuales ya que las disparidades entre los primeros días del año y los finales podrían ser muy grandes debido a la evolución del mercado. Es por esto que se utilizará como medida el valor del volumen diario menos la media mensual del volumen.

El planteamiento original, que toma como base las operaciones separadas por individuo y la diferencia entre compras y ventas, sigue el siguiente formato:

E.8

$$\text{Exceso compraventa}(\#) = \left(\frac{\text{Compras}_{(i,t)}}{\text{Compraventa}_{(i,t)}} \right) - \left(\frac{\text{Compras}_{(i,y)}}{\text{Compraventa}_{(i,y)}} \right)$$

El modelo alternativo que planteamos, tomaría el siguiente formato:

E.8*

$$\text{Exceso compraventa}_{(\#)} = \text{Volumen}_{(t)} - \text{AVG}(\text{Volumen}_{(m)})$$

Por problemas encontrados de alta asimetría, percibidos en el estudio realizado en Alemania, estudiaremos también la forma logarítmica, tomando la ecuación la siguiente forma:

E.9

$$\begin{aligned} \text{Ln}(\text{Exceso Compraventa}_{(\#)}) = \\ \text{Ln}(\text{Compraventa}_{(i,t)}) - \text{Ln}(\text{Compraventa}_{(i,y)}) \end{aligned}$$

En este caso, nuestra medida del coste de oportunidad se mediría como:

E.9*

$$\text{Ln}(\text{Exceso compraventa}_{(\#)}) = \left(\text{Ln}(\text{Volumen}_{(t)}) - \text{Ln}(\text{Volumen}_{(m)}) \right) * 1000$$

3.1.5 Variables de control

Se ha demostrado la existencia de fenómenos que pueden alterar el funcionamiento normal de los mercados financieros. Si no se controla su influencia, éstos podrían distorsionar los resultados obtenidos haciéndolos inservibles.

A continuación se exponen algunos de los fenómenos más relevantes y que pueden tener un mayor impacto sobre nuestra investigación. Para reducir su efecto se han tomado dos rutas de acción: la primera y más obvia consiste en eliminar de las observaciones útiles aquellos días que pueden presentar anomalías; la otra, es que en caso de que esa anomalía pueda estar relacionada con el efecto estudiado, se introducirá como variable explicativa una variable *dummy* de control binaria que tomará el valor de 1 o 0 dependiendo de si se produce el efecto o no.

3.1.5.1 Días con características anómalas

Los efectos más claros son aquellos que se producen en determinados días de la semana o del año. Trataremos de controlar aquellos que tienen un mayor grado de aceptación dentro del campo de la psicología financiera.

- *Retorno de las vacaciones escolares:* Se produce una actividad inusual durante estos días debido a variaciones en el número de las operaciones de los inversores. Antes de irse de vacaciones, los inversores no son proclives a realizar inversiones ya que estarán un largo tiempo sin poder monitorizarlas. Igualmente, se produce un aumento de la actividad a la vuelta de vacaciones ya que los inversores de vacaciones retoman la actividad y realizan aquellas operaciones que habían dejado paradas. Los periodos tomados en cuenta para el comienzo y el retorno de las vacaciones son:
 - *Comienzo de las vacaciones:* medir el comienzo de las vacaciones es complicado ya que pueden variar para cada inversor, y cada vez es más común que en una oficina los empleados no tengan vacaciones durante el mismo periodo. Se podría tomar como base el 1 de Agosto que es cuando hay un mayor número de profesionales de vacaciones. Sin embargo, no podemos asegurar que las posibles variaciones se deban al efecto psicológico de las vacaciones o al mes de Agosto. No realizaremos, por tanto, ningún ajuste para el comienzo de las vacaciones.
 - *Comienzo del calendario escolar:* debido a que existen diferentes fechas de comienzo de las clases según edad y centro educativo, se ha utilizado

como fecha de comienzo aquella establecida por la Comunidad Autónoma de Madrid para los institutos públicos de secundaria.

- *Días de fiesta:* Se ha probado que existe un aumento del optimismo de los inversores los días anteriores a un día de vacaciones. Se propone como solución obviar el día anterior a las fiestas nacionales.
- *Días de cierre de bolsa:* No se tomará como referencia aquellos días en los que no haya actividad en el mercado, ya que, obviamente, no se puede medir la actividad.
- *Primer día del mes:* Se ha visto un claro efecto positivo en los primeros días del mes, por lo tanto se deberán controlar para que no interfieran en las predicciones.
- *Primer lunes después del cambio de hora:* Los estudios de Kamstra, Kramer y Levi [17] sostienen que existe una relación negativa entre el cambio de hora y el rendimiento del mercado. Recientes revisiones de sus estudios confirman que se producen anomalías durante estos días.
- *“Efecto lunes”:* Existen numerosos estudios, principalmente en EEUU e Inglaterra, que indican que el mercado tiende a la baja el primer día de la semana. Un ejemplo es el estudio de Cho, Linton y Whang [15] en el que sostienen que se pueden apreciar anomalías tanto en el lunes, como, en menor medida, en el viernes. El efecto del viernes también ha sido objeto de debate pero no hay un consenso tan claro en cuanto a su relevancia. Por esto, y con el objeto de no reducir la muestra innecesariamente, se controlarán únicamente los lunes. De esta forma, además, se englobaría también el primer lunes después del cambio de hora.

En este caso, al tratarse de efectos ajenos a los modelos propuestos y que en nada tienen que ver con el impacto de la climatología, se considera que la mejor forma de evitar la introducción de ruido con estas anomalías es no incluir estas observaciones tanto climatológicas como financieras dentro de la muestra utilizada.

3.1.5.2. Control de valores extremos

Realizaremos modelos alternativos que incluirán variables de control binarias que se aplicarán cuando la variable supere una cota máxima o mínima. De esta forma se pretende controlar que lo que, en principio, debería ser un efecto positivo, como es el aumento de la temperatura, pueda volverse negativo en casos extremos. Por ejemplo nadie considerará que una temperatura de 40 grados centígrados pueda mejorar el ánimo de los inversores, y sin embargo, si no se controla este efecto adverso, puede reducir la significación, en este caso de la temperatura máxima.

Se establecerá, por tanto, un modelo adicional que añadirá una variable de control como una variable explicativa más. De tal forma que la especificación del modelo tomando únicamente como variable explicativa la temperatura, y con las variables de control, tomaría la siguiente forma:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 * T_{avg} + \beta_2 * W_1 + \beta_3 * W_2 + \varepsilon$$

La variable W_1 será 1 cuando la temperatura esté por encima de la cota máxima establecida para ese mes y W_2 tomará el valor de 1 cuando la temperatura esté por debajo de la cota mínima del mes, en ambos casos si no se exceden las cotas establecidas el valor será 0.

No existe unanimidad en los distintos estudios respecto a cuál es el nivel para el que una temperatura se considera extrema, siendo por ejemplo en Alemania de 26 grados, donde el baremo para temperaturas dentro de oficina para trabajos sedentarios está establecido entre 17 y 27 grados.

Dada la climatología de Madrid, que consta de temperaturas más elevadas y poca humedad, consideramos que se puede establecer un límite adecuado en los 33 grados centígrados. Así podemos asegurarnos de que se trata de un día especialmente caluroso pero tampoco establecemos un límite tan alto como para que no se produzcan ocurrencias por encima de este umbral.

La cota mínima también será más alta en Madrid, consideramos que una cota razonable para días de frío extremo son los 0 grados centígrados. Dado que el observatorio utilizado es el de Madrid-Barajas se evita que haya valores extraordinariamente bajos como podría suceder en zonas montañosas de la Comunidad de Madrid.

3.1.5.3. Problemas encontrados

Durante la realización del estudio nos hemos encontrado con algunos problemas principalmente relacionados con los datos financieros. Al no disponer de acceso a centros de datos bursátiles o a los datos de las carteras de los clientes de entidades financieras, hemos sufrido algunas limitaciones que pueden afectar ligeramente a los resultados al no permitirnos el nivel de detalle que deseábamos.

Sin embargo, consideramos que estas restricciones no suponen un impedimento para que tanto el modelo como los resultados obtenidos sean válidos. Estas limitaciones hacen que el modelo sea aún más general y, de presentar resultados, éstos tendrían una mayor aplicabilidad al no haberse utilizado ningún filtro sobre el tipo de inversores u operaciones realizadas, consiguiendo una mejor representación global del estado del mercado.

A continuación, se explican los problemas que no han podido ser solucionados debido a estas limitaciones.

3.1.5.4. Trades realizados automáticamente

Uno de los principales problemas con el que nos encontramos es el de los *trades* que se realizan automáticamente mediante sistemas informáticos. Como es de esperar, las operaciones regidas por algoritmos no se verán afectadas ni por un exceso de optimismo por el buen tiempo ni tampoco por el coste de oportunidad de dedicar ese tiempo a tareas bursátiles.

En algunos estudios, al tener datos individuales de cada inversor, se consigue evitar incluir este tipo de operaciones. Sin embargo, no tenemos la capacidad de obtener datos pormenorizados de cada inversión, ya que son datos que tienen que facilitar entidades financieras y no tenemos acceso, por tanto, a los mismos.

3.1.5.5. Operaciones fuera de Madrid

Los datos meteorológicos tomados como referencia fueron obtenidos del observatorio de la AEMET de Barajas. De esta forma utilizamos la estación meteorológica más cercana a la posición geográfica del Ibex 35. Sin embargo, dadas las nuevas tecnologías, cada vez es más sencillo operar en un mercado desde una localización remota. Esta ausencia de restricciones, de nuevo, aumenta la utilidad de la predicción pero disminuye las posibilidades de que exista una correlación. Al estar incluidas también operaciones en puntos donde la climatología del día nada tiene que ver con la medida en Madrid se puede disminuir la importancia de la posible relación.

3.1.5.6. Operaciones no disponibles

Como hemos comentado anteriormente, los datos meteorológicos se han obtenido de la base de datos de la AEMET. Se ha tomado como referencia el observatorio de Madrid-Barajas. Nos hemos encontrado con el problema de que los datos de viento para este observatorio no están disponibles hasta el 1 de Enero de 1995. La explicación que consideran más probable es que el medidor no funcionara correctamente y hasta entonces no se detectó y solucionó la incidencia.

Para asegurar la consistencia de los modelos y, ya que se trata de un problema que afecta al comienzo de la muestra, y no se reproduce posteriormente, se ha considerado que la mejor opción era comenzar el estudio desde el 1 de Enero de 1995, a pesar de que el resto de datos eran correctos desde el 1 de Enero de 1990. Sin embargo, no podemos utilizar la muestra desde 1990 para algunos modelos y desde 1995 para aquellos planteamientos que incluyen el viento ya que los resultados no serían comparables.

Los datos financieros se han extraído de la plataforma online de Infomercados que ofrece libremente la información relativa al Ibex 35 desde 1990. Se ha comprobado la exactitud de los datos con otras plataformas que ofrecían datos históricos pero que no se remontaban tan atrás en el tiempo. Por ello se ha elegido esta opción que nos permite disponer de una muestra más amplia. Sin embargo, hemos comprobado durante la realización del estudio que para el volumen no están disponibles los datos de 2001. Del mismo modo que para los datos ambientales hemos utilizado las mismas series temporales en todos los modelos para que estos sean comparables entre sí, se han excluido los datos de 2001 para disponer de unas series consistentes.

Por lo tanto, la muestra final una vez que se han eliminado todos los datos meteorológicos y financieros para los cuales había alguna variable no reportada, es de 19 años. Se trata de una muestra suficientemente amplia. Después de solucionar estos problemas, y eliminar aquellas observaciones que se consideraron que podían distorsionar la muestra (control de lunes, vacaciones, etc.), tenemos un total de 3.416 observaciones válidas, que contienen datos válidos para todas las variables utilizadas en los distintos modelos.

Para estar seguros de que se elegían los datos correctos, y se separaban los que debían ser excluidos, se han realizado una serie de operaciones de filtrado y verificación.

3.2. Resultados

Se han realizado las regresiones mediante el sistema de mínimos cuadrados ordinarios para cada una de las ecuaciones planteadas. Se han calculado los distintos modelos utilizando las variables explicativas correspondientes (desestacionalizando siempre las variables meteorológicas).

En primer lugar, se realizan regresiones lineales simples sobre cada una de las variables meteorológicas.

A continuación, se ha calculado un modelo de regresión lineal múltiple con todas las variables meteorológicas disponibles.

El estudio del modelo tomando todas las variables presenta el problema de que algunas de las variables meteorológicas están altamente correlacionadas. Para solucionar este problema se han planteado unos modelos alternativos excluyendo aquellas variables que tienen una alta correlación entre sí.

- *Temperatura:* Se eliminan del modelo la temperatura mínima y máxima y se toma únicamente la temperatura media. Esto se debe a que la temperatura media está directamente relacionada con las otras dos variables y tiene un efecto mayor sobre el estado anímico al reflejar de una forma más fidedigna la temperatura global del día. Si se tomase la temperatura mínima, ésta correspondería a las horas más tempranas de la mañana o las más tardías de la noche cuando los inversores no están realizando operaciones. Igualmente la temperatura máxima no se consigue hasta el mediodía aproximadamente y no tiene un efecto tan prolongado en el día.
- *Insolación:* Se puede medir mediante el número de horas de sol a lo largo del día o a través del porcentaje de sol durante el día. Hay una relación clara entre las dos variables al ser dos formas de cuantificar el mismo fenómeno. Por ello se realizan dos modelos tomando temperatura media, precipitaciones, viento e insolación (medido en porcentaje o en horas totales).

Por último, a tenor de los resultados obtenidos y de estudios previos en donde se pone de manifiesto que la temperatura y en especial la insolación han sido los dos factores más relevantes, se ha realizado otro modelo tomando únicamente la temperatura media y el porcentaje de sol (que presenta una mayor significación que las horas totales de sol).

En los modelos de regresión lineal múltiple con todas las variables el modelo toma el siguiente formato:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 * T_{max} + \beta_2 * T_{min} + \beta_3 * T_{med} + \beta_4 * Tot_{sol} + \beta_5 * Ptje_{sol} + \beta_6 * Precipitaciones + \beta_7 * Viento + \varepsilon$$

La hipótesis nula sería:

$$H_0 = \beta_1 = \beta_2 = \beta_3 = \beta_4 = \beta_5 = \beta_6 = \beta_7 = 0$$

De no poder rechazarse esta hipótesis, no podemos afirmar que exista una relación entre las variables explicativas y la variable dependiente.

El modelo e hipótesis nula para los modelos de variable única son:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 * X + \varepsilon$$

$$H_0 = \beta_1 = 0$$

Por lo tanto, para el modelo con temperatura media y sólo una de las variables de insolación, el planteamiento será el siguiente:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 * T_{med} + \beta_2 * Sol + \beta_3 * Precipitaciones + \beta_4 * Viento + \varepsilon$$

$$H_0 = \beta_1 = \beta_2 = \beta_3 = \beta_4 = 0$$

Por último, el modelo con temperatura media y el porcentaje de sol toma el formato:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 * T_{med} + \beta_2 * Ptje_{sol} + \varepsilon$$

$$H_0 = \beta_1 = \beta_2 = 0$$

3.2.1. Explicación del coeficiente de determinación

Durante el estudio de los datos obtenidos hemos comprobado que los modelos, tanto aquellos que presentan un p-valor significativo como los que no, tienen un R^2 muy bajo. Posteriormente, se han realizado las comprobaciones necesarias para confirmar que tanto la metodología como los datos eran correctos, concluyendo que los resultados obtenidos eran fiables. Por lo tanto, podemos afirmar que los modelos son significativos pero presentan un coeficiente de determinación muy bajo.

En principio la baja correlación podría considerarse un resultado negativo, sin embargo, las conclusiones de Joseph G. Eisenhauer [16] en su trabajo “Explanatory Power and Statistical Significance” nos permiten defender tanto los planteamientos como sus resultados.

Como se explica en el artículo, un gran número de investigaciones que se publican en revistas prestigiosas como la “Review of Economics and Statistics” presentan unos índices de determinación menores que el 0,06, sin que ello ponga en entredicho la validez de los resultados.

Eisenhauer realiza una explicación de este fenómeno. Se basa en que tanto el test F (para el cálculo del p-valor) como el R^2 se derivan del análisis de la varianza asociada con la regresión, de tal forma que obtenemos las siguientes igualdades:

$$F = \frac{\frac{SSR}{k}}{\left(\frac{SSE}{n-k-1}\right)}$$

$$R^2 = 1 - \frac{\frac{SSE}{(n-k-1)}}{\left(\frac{SST}{n-1}\right)}$$

Por lo que tras una serie de operaciones algebraicas, Eisenhauer llega a la ecuación:

$$R^2 = \frac{kF - k}{kF + n - k - 1}$$

Esta relación pone de manifiesto que, dependiendo del número de observaciones y variables independientes que se utilicen, puede ser necesario tener un nivel de significación con un p-valor cercano a 0 para obtener un R^2 que se considere aceptable.

El supuesto que utiliza es el de una muestra de 50 observaciones y 3 variables independientes. En este caso si tomamos $F = 2,8068$ asociado a un nivel de significación del 5%: tenemos que el $R^2 > 0,00996$, pudiendo explicarse únicamente el 10% de los datos según el coeficiente de determinación.

Sample size (n)	Number of independent variables (k)				
	1	2	3	4	5
30	0.0993	0.1397	0.1697	0.1952	0.2184
40	0.0736	0.1035	0.1255	0.1441	0.1607
50	0.0585	0.0822	0.0996	0.1142	0.1271
60	0.0485	0.0682	0.0825	0.0945	0.1051
70	0.0414	0.0582	0.0705	0.0806	0.0896
80	0.0362	0.0508	0.0615	0.0703	0.0781
90	0.0321	0.0451	0.0545	0.0623	0.0692
100	0.0288	0.0405	0.0490	0.0560	0.0621

Table 1. Minimum \bar{R}^2 for statistical significance at the 0.05 level

Tabla 2 – Evolución del R^2 mínimo

En la tabla anterior se muestra el valor mínimo que puede tomar R^2 para asegurar que hay significación a un nivel del 5% dependiendo del número de observaciones y variables utilizado. Como se puede observar, el valor del R^2 va disminuyendo a medida que se aumentan las observaciones y el número de variables independientes. Por lo tanto para estudios de un gran número de observaciones y variables, el hecho de que sea significativo en el test F sólo concluye que $R^2 > 0$. Sin embargo, para muestra pequeñas se puede llegar a obtener un $R^2 = 0,6953$ para $n = 5$ y $k = 1$, sin que los resultados sean estadísticamente significativos.

Por lo tanto, este estudio da una explicación de los valores tan bajos que obtenemos para el R^2 . Tomando como ejemplo el planteamiento del modelo E2 con cuatro variables independientes y 3.416 observaciones, la R^2 se va a ver tremendamente afectada, por lo que sería necesario un nivel de significación prácticamente igual a 0 para conseguir un R^2 elevada.

3.2.2. Comparativa de resultados entre modelos

3.2.2.1 Modelo de regresión lineal simple

Los resultados muestran claramente cuáles son aquellas variables que tienen una mayor influencia. Independientemente de la ecuación que se tome para medir la variable dependiente, hay una tendencia clara que muestra que tanto la temperatura como la insolación son los dos fenómenos de mayor relevancia.

Se puede observar que, aunque no es estadísticamente relevante en ninguno de los modelos, la insolación es el segundo factor con más peso después de la temperatura. Asimismo, el porcentaje de sol es más representativo que el número total de horas de sol.

Por otro lado, el peso tanto de las precipitaciones como del viento tienen una importancia muy reducida, y por tanto no se ahondará en su estudio más allá de los modelos de regresión que incluyen todas las variables, o los que contemplan todas las variables utilizando una única medida para la temperatura y la insolación respectivamente.

3.2.2.2. Modelo de regresión lineal múltiple

En primer lugar, estudiaremos el modelo con todas las variables meteorológicas. Se puede ver que este modelo va a tener una capacidad explicativa considerablemente limitada. Tanto el nivel de significación de cada una de las variables del modelo como el nivel de datos explicados por el conjunto es muy bajo.

Con ninguno de los formatos de variable dependiente es posible establecer un nivel de significación ($\alpha < 10\%$) que valide el modelo. Por lo tanto, podemos descartar el modelo que incluye todas las variables meteorológicas.

Los modelos que eliminan las variables redundantes que miden el mismo fenómeno (temperatura e insolación) no tienen una capacidad explicativa mayor que el que contempla todas las variables. Esto probablemente se deba a la baja importancia tanto de las precipitaciones como del viento. Por ello se pueden descartar estos resultados por ser irrelevantes.

El modelo que utiliza únicamente la temperatura y la insolación es el que presenta una mayor capacidad explicativa. No es sorprendente ya que estas son las dos variables climatológicas que tradicionalmente se han utilizado como referencia en estudios similares.

Este modelo tiene una mayor capacidad de predicción para el caso del rendimiento general del mercado y también para el efecto anímico de los inversores. Sin embargo, en ningún caso es el p-valor menor que el 5% y, por tanto, la hipótesis nula sólo puede ser descartada al 10% de significación.

3.2.3. *Efecto general sobre el mercado*

A continuación, se analizarán los resultados sobre las ecuaciones planteadas como indicador del rendimiento del mercado. Estas son E1, E2 y E3.

Se puede observar que muchas de las ecuaciones presentan una capacidad predictiva aceptable si se establece el nivel de significación al 10%. En ningún caso se puede descartar que la influencia del estimador sea igual a 0 si se establece un nivel de significación igual o menor que el 5%.

Se puede ver claramente, tanto en los estudios individuales de cada variable como en los modelos conjuntos, que la temperatura es el factor con un mayor nivel de significación. La temperatura media es la que tiene una mayor relevancia dentro de las diferentes formas de medir este fenómeno.

Es importante destacar que la temperatura mínima tiene una influencia mayor que la temperatura máxima. Esto quiere decir que los inversores se ven más afectados negativamente cuando las temperaturas son bajas que cuando suben a mayores niveles. Esto también se puede relacionar con el hecho de que, llegado a un cierto punto, si las temperaturas máximas aumentan se produce un efecto anímico adverso afectando negativamente a los rendimientos.

En los estudios anteriores no se realizan comparaciones entre distintas medidas de la temperatura. Sería interesante comprobar si la temperatura mínima también tiene mayor influencia en países donde el clima es más frío, o si por el contrario al ser más improbable que se llegue a niveles de calor extremo, la temperatura máxima siempre tiene un valor positivo sobre el inversor en estos países.

Para E1 la temperatura media presenta un p-valor de 0,0655 por lo que no se puede rechazar la H_0 a 5% pero sí al 10% de significación.

Tanto para E2 como para E3 observamos que tanto la temperatura mínima como la media tienen poder de predicción al 10% de significación pero no se puede descartar la hipótesis nula al 5%.

El modelo combinado de porcentaje de sol y temperatura media presenta resultados significativos para todas las variables generales al 10% pero no al 5%. Esto va en línea con la idea de la influencia positiva de un día de condiciones climatológicas agradables sobre el rendimiento del mercado, relacionado por tanto también con el estado anímico de los inversores.

3.2.4. Estado de ánimo y aversión al riesgo de los inversores

El modelo con E6 no presenta resultados significativos con ninguna de las combinaciones de variables meteorológicas.

Esto no quiere decir que el efecto anímico no se manifieste, ya que, como hemos mencionado anteriormente, las ecuaciones generales de análisis del mercado como E1, E2 y E3 dan relación en los mismos términos monetarios del efecto sobre la percepción de los inversores. De hecho, la ecuación 6 y la 2 solamente difieren en la forma de medir el mismo efecto, ya que se toman como referencia los valores de cierre y de apertura.

Como queda demostrado, no se puede tomar la media anual para medir de una forma detallada el incremento. En este caso quizás hubiera sido conveniente utilizar la media mensual en su lugar.

Sin embargo, consideramos que el modelo planteado en la ecuación 6 es más riguroso que si se utilizase la media mensual. De esta forma evitamos tener que utilizar medias que pueden alterar ligeramente los resultados, ya que con este planteamiento sólo utilizamos valores del mismo día. Por lo tanto, en adelante tomaremos la ecuación 2 como el modelo utilizado para medir el efecto anímico sobre los inversores.

3.2.5. *Coste de oportunidad*

Tanto la temperatura mínima como la media son las únicas variables que presentan un p-valor menor que el 5%. Podemos, por tanto, afirmar que en estos dos casos se trata de una variable con capacidad de predicción sobre la variable explicada, el volumen, ya que podemos rechazar la hipótesis nula de que $\beta_1 = 0$.

Para las dos medidas de temperaturas se trata de una relación directa. Al aumentar la temperatura aumenta el volumen en el mercado. Los resultados no contradicen directamente la premisa principal sobre la que se sustentaba este planteamiento: en los días de mayor cantidad de luz diurna los inversores prefieren aprovechar el día para disfrutar del tiempo libre frente a dedicarlo a la actividad bursátil. Se puede ver que la relación entre insolación y volumen es negativa para E8, donde ninguna de las variables es significativa, pero la relación en E9 es positiva.

Sin embargo, sí que se desvían de los resultados esperados ya que es lógico pensar que si se sostuviese esta teoría, cuanto más pueda disfrutar el inversor del día menos tiempo dedicará a su actividad. La temperatura media y la mínima deberían, por tanto, tener una relación inversamente proporcional al nivel de actividad en los mercados y no al contrario.

En este caso sí que podemos apreciar la importancia de la insolación en el número de operaciones realizadas, ya que obtenemos un p-valor de 0,0811 que nos permitiría descartar la hipótesis nula a un nivel de significación del 10% para el número total de horas de sol durante el día. Los resultados son considerablemente más significativos para el número de horas totales que para el porcentaje de insolación durante el día. Lo que se puede relacionar con una mayor importancia del número de horas disponibles para tiempo libre frente al hecho de que el cielo esté de media más despejado.

Estos resultados, obviamente, son menos significativos que los obtenidos para la temperatura en el modelo anterior pero aún así muestran indicios de una relación.

Además, la correlación existente en este caso va en contra de nuestra teoría inicial que se basaba en que las horas de sol afectaban negativamente a la actividad bursátil. En principio no se obtienen pruebas de este postulado, y por tanto, aún pudiendo observar un efecto de la insolación sobre el volumen, es necesario plantear un enfoque diferente que pueda explicarlo.

3.2.6. *Modelo con variables de control sobre temperaturas extremas*

Al introducir las variables de control sobre la temperatura máxima y mínima se ha producido un importante aumento de la capacidad explicativa de los modelos y se aumenta también la correlación.

El aumento es tan significativo que los modelos individualizados presentan unos resultados que permiten rechazar la hipótesis nula:

$$H_0 = \beta_1 = \beta_2 = \beta_3 = 0$$

Siendo β_2 y β_3 los coeficientes de las variables de control.

Podemos observar que la variable de control que tiene un mayor peso es el de la temperatura mínima por debajo de 0 grados centígrados. Dadas las condiciones climatológicas de Madrid, tiene sentido que los inversores sufran un efecto negativo mayor cuando las temperaturas se encuentran por debajo del mínimo. Como resultado secundario, la temperatura mínima en este modelo tiene una importancia mucho menor ya que su efecto se ve reducido por la entrada de esta variable.

El modelo que presenta unos resultados con mayor capacidad de predicción es el que incluye la temperatura media y el porcentaje de sol. En este caso, nos encontramos que para los planteamientos que miden la evolución general del mercado y el efecto sobre el ánimo de los inversores, se puede rechazar la hipótesis nula de que los coeficientes no son explicativos a un nivel de significación menor que el 5%.

Respecto al coste de oportunidad, podemos ver que los resultados no permiten establecer un modelo que sea predictivo a los niveles de significación habituales. De hecho, el modelo con variables de control tiene una capacidad explicativa menor que el que no las incluye. Esto puede indicar que al introducir las variables de control se disminuye la importancia de las variables ya establecidas creando por tanto un subconjunto de variables que se anulan y no tienen capacidad explicativa.

3.2.7. Modelos escogidos

3.2.7.1. Efecto sobre el ánimo y la aversión al riesgo

Para el desarrollo de la herramienta web escogeremos dos modelos que representen los dos efectos estudiados. Consideraremos únicamente aquellos modelos que tengan capacidad explicativa a un nivel de significación menor o igual que el 5%.

Además se ha intentado, en la medida de lo posible, escoger aquellos modelos que emplean las mismas o similares variables explicativas.

La elección de cada modelo en la implementación práctica quedará supeditada a las posibilidades técnicas de la plataforma. Será posible, por tanto, la modificación de los modelos escogidos dependiendo de estas posibles limitaciones.

Los resultados para el efecto anímico sobre los inversores son más significativos en los modelos que incluyen las variables de control. Dentro de las distintas posibilidades, el que presenta unos p-valores menores y un mayor R^2 es el modelo que incluye la temperatura y el porcentaje de sol. Siendo la fórmula:

$$y = \beta_0 + \beta_1 * T_{avg} + \beta_2 * Ptje_{sol} + \beta_3 * Tmax_{hig} + \beta_4 * Tmin_{low} + \varepsilon$$

Este modelo es, a su vez, el que tiene mayor capacidad predictiva en el modelo sin variables de control. Asimismo, incluye los dos fenómenos climatológicos más importantes: la temperatura y la insolación, como se ha podido observar en los resultados de estudios anteriores y del resto de modelos y ecuaciones.

Deberemos determinar cuál de las posibles variables dependientes es la que queremos utilizar para explicar el efecto sobre el estado de ánimo y la aversión al riesgo. Dentro de los planteamientos que hemos formulado, y que han demostrado poder explicar este fenómeno, tenemos:

E.1

$$Rentabilidad_t = \left(\frac{Cierre_t - Apertura_t}{Apertura_t} \right)$$

E.2

$$Rentabilidad_t = \left(\frac{Cierre_t - Cierre_{t-1}}{Cierre_{t-1}} \right)$$

E.3

$$Ln(rentabilidad_{(t)}) = \left(Ln(Cierre_{(t)}) - Ln(Cierre_{(t-1)}) \right) * 100$$

Estas ecuaciones analizan el mismo efecto y se diferencian únicamente en la forma de medirlo. Finalmente, escogeremos la segunda ecuación ya que utiliza las mismas medidas pero alteradas en el tiempo, en este caso la diferencia respecto al día anterior. Por ello consideramos que se trata del modelo más fiable ya que el comportamiento del valor de apertura y el de cierre no tienen las mismas características, por lo tanto comparando dos valores de cierre se puede reducir el sesgo creado por las posibles diferencias.

La ecuación final tomaría el formato:

$$\frac{Cierre_t - Cierre_{(t-1)}}{Cierre_{(t-1)}} = \beta_0 + \beta_1 * T_{avg} + \beta_2 * Ptje_{sol} + \beta_3 * T_{max_{hig}} + \beta_4 * T_{min_{low}} + \varepsilon$$

Con los valores obtenidos de realizar el modelo de regresión lineal múltiple, la predicción sería:

$$\begin{aligned} \frac{Cierre_t - Cierre_{(t-1)}}{Cierre_{(t-1)}} = & 0,000958939 + 1,26164e^{-05} * T_{avg} + 1,53793e^{-5} * Ptje_{sol} \\ & - 0,00120811 * T_{max_{hig}} - 0,00173121 * T_{min_{low}} \end{aligned}$$

3.2.7.2. Efecto sobre el coste de oportunidad

Este efecto no ha presentado los resultados esperados ya que, por lo visto en otros estudios, partíamos de la hipótesis de que el volumen se vería negativamente afectado por la mejoría en las condiciones climatológicas. Sin embargo, como podemos ver en los dos modelos que estudian esta relación, el volumen aumenta de forma directa junto a la temperatura o la insolación.

En este caso los modelos de regresión lineal simple son los más adecuados para realizar las predicciones. El modelo E8 presenta unos p-valores por debajo del 5% para la temperatura mínima y media, mientras que el modelo E9 con el número total de horas de sol es significativo sólo al 10%. Los modelos planteados son:

E.8

$$Exceso\ compraventa_{(\#)} = \left(\frac{Compras_{(i,t)}}{Compraventa_{(i,t)}} \right) - \left(\frac{Compras_{(i,y)}}{Compraventa_{(i,y)}} \right)$$

E.8*

$$Exceso\ compraventa_{(\#)} = Volumen_{(t)} - Volumen_{(m)}$$

La diferencia entre ambos modelos radica en la forma de medir, logarítmica o no, del mismo fenómeno. Por tanto, elegimos el planteamiento E8 que es el que presenta unos resultados más relevantes. Además, podemos utilizar como variables explicativas tanto la temperatura mínima como la media, que están ambas presentes en el modelo utilizado para medir el efecto sobre el estado anímico. Elegimos, por tanto, la temperatura mínima ya que obtiene unos resultados ligeramente más representativos.

El modelo final será:

$$Volumen_{(t)} - Volumen_m = \beta_0 + \beta_1 * T_{min} + \varepsilon$$

El modelo predictivo será por tanto:

$$Volumen_{(t)} - Volumen_m = 1,02103e^6 + 30468,2 * T_{min}$$

4. DESARROLLO DE LA PLATAFORMA WEB

4.1. Análisis del sistema

4.1.1. Requisitos

A continuación, explicaremos los requisitos que se han considerado necesarios para el correcto funcionamiento de la aplicación. Están separados en dos categorías:

- *Requisitos funcionales:* Definirán todas aquellas funcionalidades que aportan utilidad al usuario. Estos requisitos detallarán todas aquellas operaciones y funciones que debe poder realizar la aplicación para que ésta satisfaga las necesidades de los usuarios.
- *Requisitos no funcionales:* Tomaremos como requisitos no funcionales todos aquellos que no aportan nuevas funcionalidades al sistema pero que definen los parámetros de eficiencia y calidad del sistema. Estos requisitos son transparentes para el usuario pero son los que aseguran el correcto funcionamiento de la aplicación y que se mantengan los parámetros de calidad necesarios.

Cada requisito contará con los siguientes apartados:

- *Identificador:* Comenzará por RF (requisito funcional) o RNF(requisito no funcional) e irá acompañado de un identificador numérico único.
- *Descripción:* Contendrá un breve resumen del requisito. No se deben incluir aspectos detallados de cómo debe resolverse el requisito.
- *Prioridad:* Habrá cuatro niveles de prioridad:
 - *P0-Máxima:* En caso de no resolverse este requisito, se considera que la plataforma no cumple los mínimos parámetros y por lo tanto no puede ser distribuida.

- *P1-Alta*: Si el requisito no se cumple, la funcionalidad se ve afectada severamente. Debe ser resuelto en el menor tiempo posible en caso de estar ya en fase de producción. Si la aplicación está en fase de pruebas, no será lanzada hasta solucionarse.
- *P3-Media*: Este requisito supone una disminución de la utilidad que percibe el usuario. El funcionamiento general de la aplicación es correcto pero su funcionamiento no cumple las expectativas.
- *P4-Baja*: Deberán solucionarse cuando el resto de los requisitos hayan sido solucionados. Aportan una mejora de la calidad de la plataforma pero no suponen un elemento clave de la oferta de valor al usuario.

4.1.1.1. Requisitos funcionales

RF-1	
Descripción	En los días en que haya sesión en el Ibex 35 y no se consideren anómalos, se actualizará la BBDD con los valores climatológicos y la estimación a las 5:55.
Prioridad	P0 - Máxima

Tabla 3 – RF-1

RF-2	
Descripción	Finalizada la sesión, se insertarán los valores financieros utilizados en el modelo en la BBDD a las 20:00.
Prioridad	P0 - Máxima

Tabla 4 – RF-2

RF-3	
Descripción	La interfaz gráfica deberá mostrar el valor de la predicción en formato de imagen y en formato texto
Prioridad	P0 - Máxima

Tabla 5- RF3

RF-4	
Descripción	La interfaz gráfica deberá mostrar los valores en tiempo real del Ibex 35 y de cada una de las empresas que lo componen
Prioridad	P0- Máxima

Tabla 6- RF-4

RF-5	
Descripción	Cuando el usuario recargue la página, se deberán actualizar los datos financieros en tiempo real
Prioridad	P1 – Alta

Tabla 7- RF-5

RF-6	
Descripción	El usuario deberá poder descargarse el estudio financiero.
Prioridad	P3 - Baja

Tabla 8- RF-6

RF-7	
Descripción	El mensaje en los días que no hay sesión debe indicar que se refiere a la última sesión y mostrar los valores de cierre de esa sesión.
Prioridad	P2 - Media

Tabla 9- RF-7

RF-8	
Descripción	El valor de los estimadores debe coincidir con los resultados obtenidos por Gretl.
Prioridad	P0 - Máxima

Tabla 10-RF-8

4.1.1.2. Requisitos no funcionales

RNF-1	
Descripción	En caso de que las tareas asíncronas no hubieran insertado correctamente los valores del día, deberá existir un plan de contingencia que se asegure de insertar estos valores en la BBDD.
Prioridad	P1 - Alta

Tabla 11- RNF-1

RNF-2	
Descripción	No deben existir barreras al acceso de los datos básicos de la aplicación por parte de los usuarios discapacitados. El usuario debe poder en todo momento acceder a la predicción del rendimiento del Ibex 35.
Prioridad	P1 - Alta

Tabla 12-RNF-2

RNF-3	
Descripción	El tiempo de despliegue de la aplicación no deberá superar en ningún caso los 10 segundos.
Prioridad	P2 - Media

Tabla 13- RNF-3

RNF-4	
Descripción	El diseño deberá ser <i>responsive</i> .
Prioridad	P2 - Media

Tabla 14- RNF-4

RNF-5	
Descripción	Deberá poder accederse a la plataforma a través de los principales navegadores web, incluyendo como mínimo Google Chrome, Safari, Firefox e Internet Explorer.
Prioridad	P1-Alta

Tabla 15- RNF-5

RNF-6	
Descripción	La BBDD deberá contener todos los datos históricos utilizados para la realización del modelo.
Prioridad	P0-Máxima

Tabla 16- RNF-6

4.1.1.3. Seguridad de la aplicación

Se deberá asegurar la aplicación frente a posibles amenazas de la seguridad. El principal elemento que constituye un riesgo es la BBDD. Si esta se viera comprometida, todos los cálculos posteriores serían inválidos haciendo que las estimaciones, y por tanto, toda la plataforma carecieran de utilidad.

Son numerosos los ataques que se pueden realizar sobre una BBDD, y dado que el sistema gestor MySQL y la sintaxis SQL son los más utilizados actualmente, existe un gran conocimiento de técnicas para obtener, destruir, o corromper los datos.

En nuestro caso será poco probable que un atacante quiera robar información ya que todos los datos son de dominio público si se hace el adecuado trabajo de investigación. Al no realizarse tareas de registro o *login* en la aplicación, no almacenamos datos de carácter personal de los usuarios. Es por esto que, aunque la plataforma es vulnerable, los resultados de un ataque tendrían sólo efecto en su comportamiento y no consecuencias más graves como el robo de información privada. En el supuesto de que quisiéramos incluir datos personales de los usuarios, sería indispensable llevar a cabo una serie de prácticas para proteger la información de acuerdo a lo recogido en la Ley Orgánica de Protección de Datos de Carácter Personal.

No se aplicará este requisito en este tramo de la aplicación ya que constituye una tarea diferente a la que se ha propuesto en este proyecto. Sin embargo, de cara a desarrollos futuros y la posibilidad de su lanzamiento en un entorno público y comercial, éste es un aspecto que debe ser tratado cuidadosamente.

4.1.2. Plan de pruebas

Este apartado detalla las pruebas que se han llevado a cabo para comprobar que los requisitos anteriores se cumplen. Deberá haber al menos una prueba por requisito, siendo posible que haya más de una prueba dedicada a cada requisito. Los apartados que componen cada prueba son los siguientes:

- *Identificador del requisito:* En caso de que se realice más de una prueba por requisito el identificador numérico de cada requisito irá acompañado de “.” y otro número identificativo único.
- *Descripción de la prueba:* Se especificarán todos los pasos que se deben llevar a cabo durante la prueba.
- *Precondiciones:* Todas aquellas condiciones del entorno necesarias para que pueda desarrollarse correctamente la prueba.
- *Número de intentos:* Tantas veces como ha sido comprobado el test. Si es necesario se especificará fecha y hora de las pruebas. El número por defecto de intentos será 3.
- *Resultado:* Se especificará si la prueba ha sido satisfactoria o no. En caso negativo, se deberá explicar cuál ha sido el error encontrado, si el error va a ser subsanado y la entrega correspondiente.
- *Versión revisada:* Se deberá especificar qué versión de la plataforma es la que se ha comprobado. Dado que las pruebas se van a realizar sobre la misma versión, este campo se mantendrá igual para todas las pruebas. En caso de haber nuevas entregas con modificaciones, este campo deberá reflejar los cambios.

A continuación, se detallarán las pruebas que se han llevado a cabo para verificar que los requisitos se cumplen. En este plan no se incluyen las tareas de debug que consideramos propias del proceso de desarrollo del código y no como pruebas de requisitos como tal.

4.1.2.1. Test de los requisitos funcionales

Prueba RF-1.1	
Descripción de la prueba	Comprobar que los valores del día han sido introducidos de forma asíncrona en las tablas temperature y estimation.
Precondiciones	Usuario con permisos sobre la BBDD Moodstock en MySQL. Acceder después de las 05:55 sin que se haya realizado ninguna acción que haya podido actualizar la BBDD.
Número de intentos	3
Resultado	Positivo
Versión revisada	Release 1.0.

Tabla 17- Prueba RF-1.1

Prueba RF-1.2	
Descripción de la prueba	Comprobar que los valores del día no han sido introducidos de forma asíncrona en las tablas temperature y estimation durante días anómalos.
Precondiciones	Usuario con permisos sobre la base de datos Moodstock en MySQL. Acceder después de las 05:55 sin que se haya realizado ninguna acción que haya podido actualizar la BBDD. Realizar la prueba durante un día considerado anómalo o modificar el fichero que especifica los días anómalos incluyendo el día actual para asegurar que no se introducen los valores.
Número de intentos	3
Resultado	Positivo
Versión revisada	Release 1.0.

Tabla 18- Prueba RF-1.2

Prueba RF-1.3	
Descripción de la prueba	Comprobar que los valores del día no han sido introducidos en las tablas temperature y estimation en día de fiesta nacional.
Precondiciones	<p>Usuario con permisos sobre la base de datos Moodstock en MySQL.</p> <p>Acceder después de las 05:55 sin que se haya realizado ninguna acción que haya podido actualizar la BBDD.</p> <p>Realizar la prueba durante un día considerado anómalo o modificar el fichero que especifica las fiestas nacionales incluyendo el día actual para asegurar que no se introducen los valores.</p>
Número de intentos	3
Resultado	Positivo
Versión revisada	Release 1.0.

Tabla 19- Prueba RF-1.3

Prueba RF-2.1	
Descripción de la prueba	Comprobar que los valores del día han sido introducidos de forma asíncrona en la tabla prediction
Precondiciones	<p>Usuario con permisos sobre la base de datos Moodstock en MySQL.</p> <p>Acceder después de las 20:00 sin que se haya realizado ninguna acción que haya podido actualizar la BBDD.</p>
Número de intentos	3
Resultado	Positivo
Versión revisada	Release 1.0.

Tabla 20- Prueba RF-2.1

Prueba RF-2.2	
Descripción de la prueba	Comprobar que los valores del día no han sido introducidos de forma asíncrona en la tabla prediction durante días anómalos.
Precondiciones	<p>Usuario con permisos sobre la base de datos Moodstock en MySQL.</p> <p>Acceder después de las 20:00 sin que se haya realizado ninguna acción que haya podido actualizar la BBDD.</p> <p>Realizar la prueba durante un día considerado anómalo o modificar el fichero que especifica los días anómalos incluyendo el día actual para asegurar que no se introducen los valores.</p>
Número de intentos	3
Resultado	Positivo
Versión revisada	Release 1.0.

Tabla 21- Prueba RF-2.2

Prueba RF-2.3	
Descripción de la prueba	Comprobar que los valores del día no han sido introducidos en la tabla prediction en día de fiesta nacional.
Precondiciones	<p>Usuario con permisos sobre la base de datos Moodstock en MySQL.</p> <p>Acceder después de las 20:00 sin que se haya realizado ninguna acción que haya podido actualizar la BBDD.</p> <p>Realizar la prueba durante un día considerado anómalo o modificar el fichero que especifica las fiestas nacionales incluyendo el día actual para asegurar que no se introducen los valores.</p>
Número de intentos	3
Resultado	Positivo
Versión revisada	Release 1.0.

Tabla 22- Prueba RF-2.3

Prueba RF-3	
Descripción de la prueba	Comprobar que los valores de la predicción se pueden leer correctamente y que la imagen se corresponde con la predicción correspondiente a ese día.
Precondiciones	Se deberá realizar esta prueba en días en que la predicción sea diferente para comprobar que las imágenes se corresponden con el mensaje. En caso de no poder realizarse la prueba en un día que muestre alguno de los distintos casos posibles, se deberá modificar el punto donde se establece el valor del estimador para comprobar que la salida de la interfaz gráfica es correcta en ese caso.
Número de intentos	6
Resultado	Positivo
Versión revisada	Release 1.0.

Tabla 23- RF-3

Prueba RF-4	
Descripción de la prueba	Comprobar que aparecen los valores del Ibex 35 y que estos coinciden con los que se ven en otras webs.
Precondiciones	Debe realizarse tanto cuando la sesión está activa como cuando ésta ya ha finalizado.
Número de intentos	6
Resultado	Positivo
Versión revisada	Release 1.0.

Tabla 24- Prueba RF-4

Prueba RF-5	
Descripción de la prueba	Cargar la página, esperar 2 horas y volver a recargar. Los valores financieros en tiempo real deberán mostrar alguna variación. Comparar con el valor que ofrecen otras herramientas financieras
Precondiciones	Debe realizarse durante el tiempo en que la sesión está activa.
Número de intentos	3
Resultado	Positivo
Versión revisada	Release 1.0.

Tabla 25- Prueba RF-5

Prueba RF-6	
Descripción de la prueba	Hacer click sobre el botón de descarga del estudio financiero y comprobar que el documento descargado se corresponde con el PDF del estudio. Realizar la misma prueba en los navegadores en los que aplicación debe funcionar correctamente.
Precondiciones	N/A
Número de intentos	4
Resultado	Positivo
Versión revisada	Release 1.0.

Tabla 26- RF-6

Prueba RF-7	
Descripción de la prueba	Comprobar que el mensaje se muestra en un tiempo pretérito y que los valores que aparecen se corresponden con el valor de cierre de la última sesión.
Precondiciones	No debe haber actividad en el Ibex 35.
Número de intentos	3
Resultado	Positivo
Versión revisada	Release 1.0.

Tabla 27- RF-7

Prueba RF-8	
Descripción de la prueba	Comprobar que el valor almacenado en la BBDD de los estimadores en el último día de los históricos coincide con el resultado de Gretl.
Precondiciones	Usuario con permisos sobre la base de datos Moodstock en MySQL. Acceso al fichero de datos utilizado en Gretl.
Número de intentos	3
Resultado	Positivo
Versión revisada	Release 1.0.

*Tabla 28- Prueba RF-8***4.1.2.2. Requisitos no funcionales**

Prueba RNF-1	
Descripción de la prueba	Borrar los valores de la BBDD y desplegar de nuevo la aplicación. Comprobar que en la BBDD se han insertado de nuevo los valores.
Precondiciones	Usuario con permisos sobre la base de datos Moodstock en MySQL. Debe realizarse la prueba después de la hora programada para la tarea asíncrona.
Número de intentos	3
Resultado	Positivo
Versión revisada	Release 1.0.

Tabla 29- Prueba RNF-1

Prueba RNF-2	
Descripción de la prueba	Se confirmará que la información puede ser procesada utilizando un navegador estándar y una herramienta para el uso de ordenadores por personas con limitaciones, en este caso JAWS.
Precondiciones	JAWS debe estar instalado y en funcionamiento.
Número de intentos	3
Resultado	Positivo
Versión revisada	Release 1.0.

Tabla 30- Prueba RNF-2

Prueba RNF-3	
Descripción de la prueba	Desplegar la aplicación y comprobar que los tiempos necesarios para que la web esté disponible son menores que el límite fijado.
Precondiciones	Realización en el entorno utilizado durante el desarrollo de la aplicación.
Número de intentos	5
Resultado	Positivo
Versión revisada	Release 1.0.

Tabla 31- Prueba RNF-3

Prueba RNF-4	
Descripción de la prueba	Se probará en el navegador con distintas resoluciones de pantalla y deberá adaptarse de tal forma que todos los datos sean legibles.
Precondiciones	N/A
Número de intentos	3
Resultado	Positivo
Versión revisada	Release 1.0.

Tabla 32- Prueba RNF-4

Prueba RNF-5	
Descripción de la prueba	Abrir la aplicación en los distintos navegadores.
Precondiciones	El equipo debe tener instalados los navegadores.
Número de intentos	4
Resultado	Positivo
Versión revisada	Release 1.0.

Tabla 33- Prueba RNF-5

Prueba RNF-6	
Descripción de la prueba	Comprobar que están incluidos todos los datos utilizados en el estudio financiero.
Precondiciones	Usuario con permisos sobre la base de datos Moodstock en MySQL.
Número de intentos	3
Resultado	Positivo
Versión revisada	Release 1.0.

Tabla 34- RNF-6

4.2. Diseño del sistema

4.2.1 Arquitectura

El modelo escogido se basa en el patrón modelo-vista-controlador (MVC). Esta arquitectura está formada por tres componentes diferenciados de tal forma que se separa la interfaz gráfica (vista), la lógica de negocio (controlador) y el objeto de negocio (modelo):

- *Modelo*: Contiene el núcleo de la funcionalidad. Encapsula el estado de la aplicación. Es totalmente independiente del controlador y la vista. Sólo se encarga de actualizar o devolver los datos ante las peticiones del controlador. En nuestro caso, se trata de la BBDD de MySQL, la cual sólo actualiza o devuelve los valores pedidos por el Servlet.
- *Controlador*: Sus tareas son realizadas por los Servlets y las clases que se han definido como Manager para la extracción de datos tanto de la BBDD interna de MySQL como de los servicios de datos externos. Toma las peticiones del cliente, se comunica con el modelo y devuelve (en caso de que sea necesario) la información correspondiente a la vista.
- *Vista*: Se trata de la representación gráfica del modelo y el elemento que permite al usuario interactuar. El controlador le transmite los cambios al modelo, y el controlador le remite a la vista las modificaciones en el modelo en caso de que sea necesario. En nuestro caso se compone del HTML generado por los JSP.

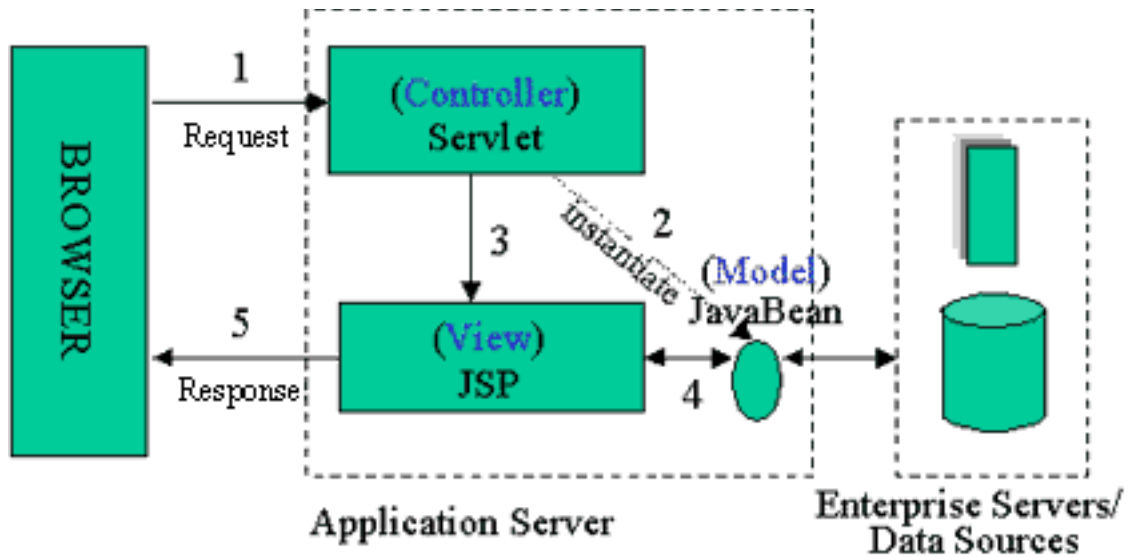


Ilustración 1- Modelo-Vista-Controlador

Fuente: Modelo-Vista-Controlador: Jesús Hernado Corochano y Telmo Zarraondia Ayo 2012

La plataforma no recoge, de momento, ninguna interacción del usuario con la vista de tal forma que el usuario pueda disparar una acción que se comunique al controlador y éste, a su vez se ponga en contacto con el modelo. Actualmente, en el momento de carga de los JSP, se procede a cargar los Servlets que piden los datos a la BBDD y comunica la respuesta convirtiéndose en el HTML dinámico por parte de los JSP. El resultado de estas operaciones es la visualización gráfica de los datos que se muestra al usuario en forma de predicción y valores financieros en tiempo real.

En un futuro, si se añaden funcionalidades que permitan el input de datos por parte del usuario, el modelo adoptado permitiría que estos eventos se tratasen siguiendo la arquitectura MVC. Por ejemplo se podría incluir la posibilidad de que el usuario eligiese el mercado sobre el cual se quiere ver la predicción. Al introducir el usuario, el mercado entraría en funcionamiento el controlador que pediría al modelo los datos de ese mercado y se los devolvería a la vista que mostraría los cambios.

Concretamente, la forma de implementar este patrón ha sido utilizando la arquitectura J2EE, que consiste en un “conjunto de especificaciones y prácticas que permiten desarrollar, desplegar y gestionar aplicaciones multicapa” – Sun Microsystems.

Para ello se divide la lógica en distintos componentes que a su vez se agrupan en capas separadas. Los patrones de J2EE ofrecen diferentes posibilidades según las necesidades de cada aplicación, pero una de las diferenciaciones de los componentes más aceptada es la siguiente:

- *Capa cliente:* Es la que se ocupa de mostrar la información al usuario y de interactuar con este. Las acciones del usuario son capturadas en este nivel y trasladadas al servidor para procesarlas. Una vez realizadas las acciones se devolverá la respuesta al cliente que la mostrará adecuadamente al usuario. En esta capa se sitúa el código HTML.

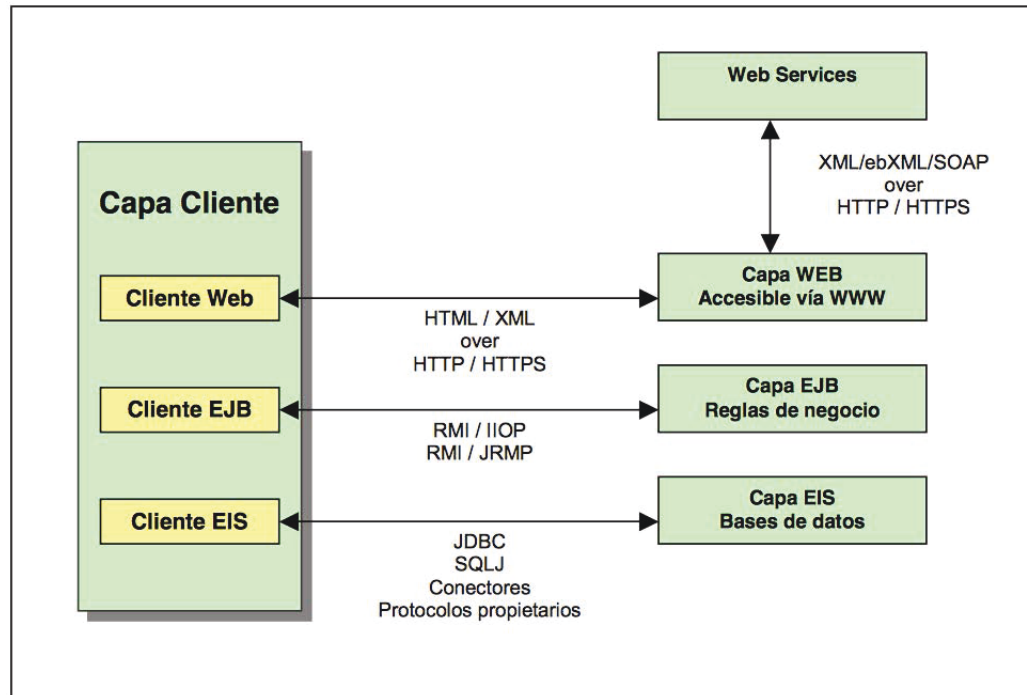


Ilustración 2- Capa Cliente

Fuente: <http://neurotests.frc.utn.edu.ar/Tests/Docu/Tests.pdf>

- *Capa web:* Sería el equivalente al controlador de MVC, se encarga de interconectar a los distintos componentes. Procesa las peticiones de la capa cliente y realiza la lógica de negocio comunicándose con el modelo de datos cuando sea necesario. En este nivel tendríamos los Servlets, los managers, las tareas asíncronas y los JSP.

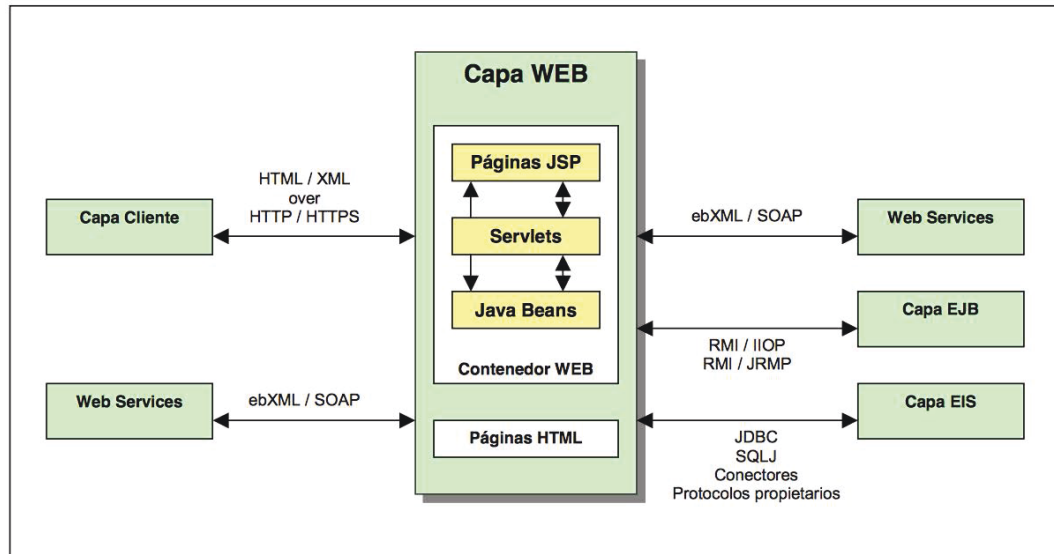


Ilustración 3- Capa Web

Fuente: <http://neurotests.frc.utn.edu.ar/Tests/Docu/Tests.pdf>

- **Capa Enterprise JavaBeans (EJB):** Realiza los accesos para obtener datos y reglas de negocio, implementados como componentes. Algunos de sus usos es el de establecer sesiones que pueden ser usadas por los distintos componentes, como se ha hecho en la aplicación escribiendo los Servlets en los atributos y leyendo el JSP los datos.

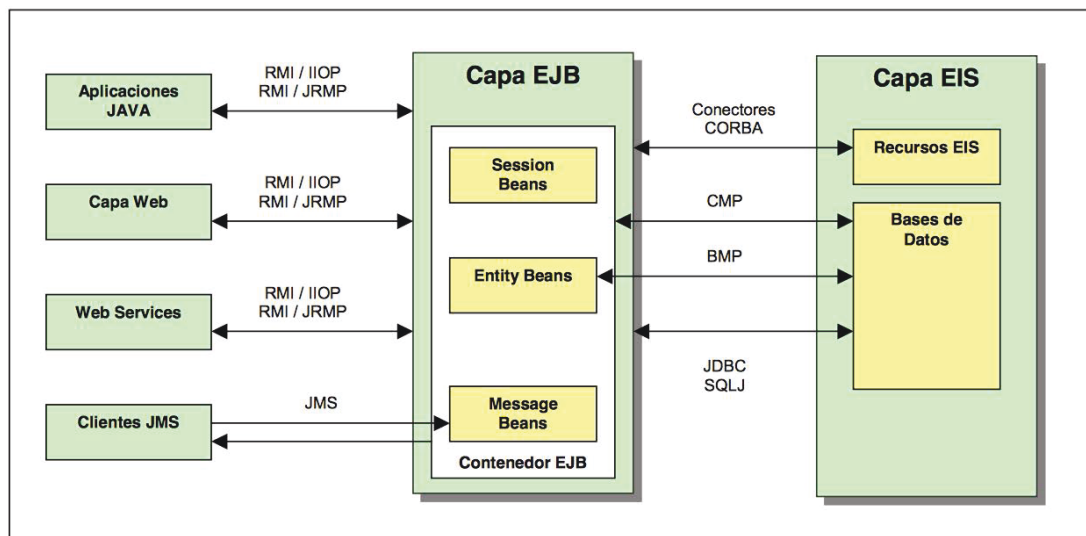


Ilustración 4- Capa EJB

Fuente: <http://neurotests.frc.utn.edu.ar/Tests/Docu/Tests.pdf>

- *Capa Enterprise Information System (EIS):* Se trata del componente encargado del procesamiento de datos, en nuestro caso de la BBDD. La comunicación en nuestro caso se realiza mediante Hibernate y las clases que representan a las tablas de la BBDD en MySQL.

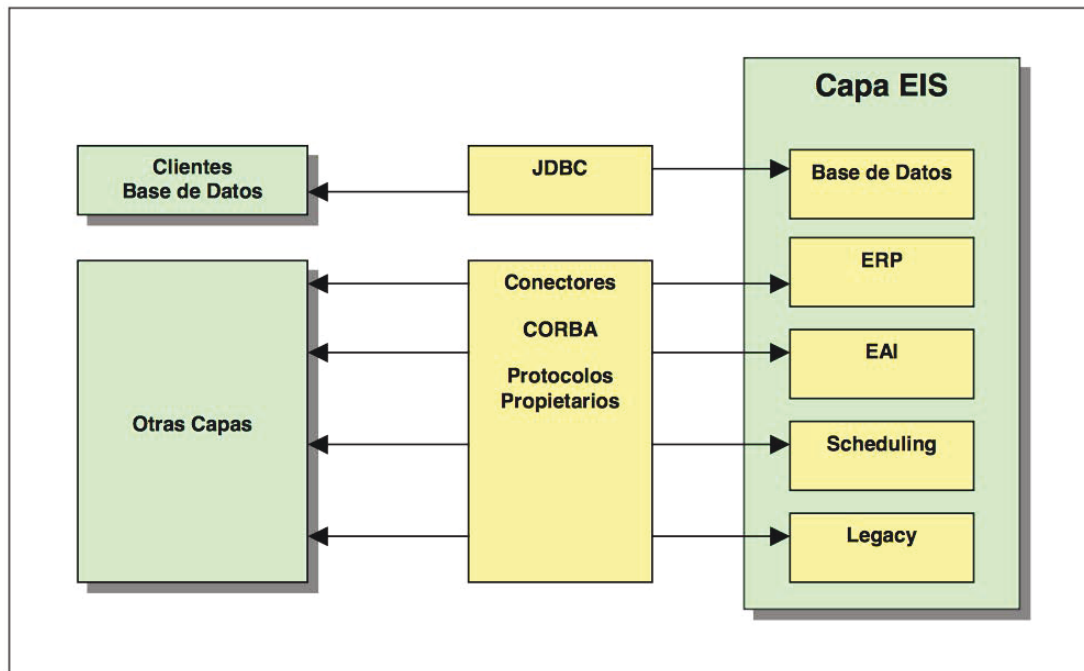


Ilustración 5- Capa EIS

Fuente: <http://neurotests.frc.utn.edu.ar/Tests/Docu/Tests.pdf>

En la siguiente imagen podemos ver una descripción de la arquitectura J2EE simplificada en tres únicos niveles que se adaptan perfectamente al patrón MVC:

- La capa cliente se correspondería con la vista. Muestra la información al usuario y procesa sus peticiones.
- El controlador equivaldría al servidor J2EE que, como podemos ver, engloba las capas Web y EJB antes descritas.
- En este caso, el modelo se corresponde con la base de datos que se comunica únicamente con el servidor J2EE, siguiendo de esta forma perfectamente el patrón MVC.

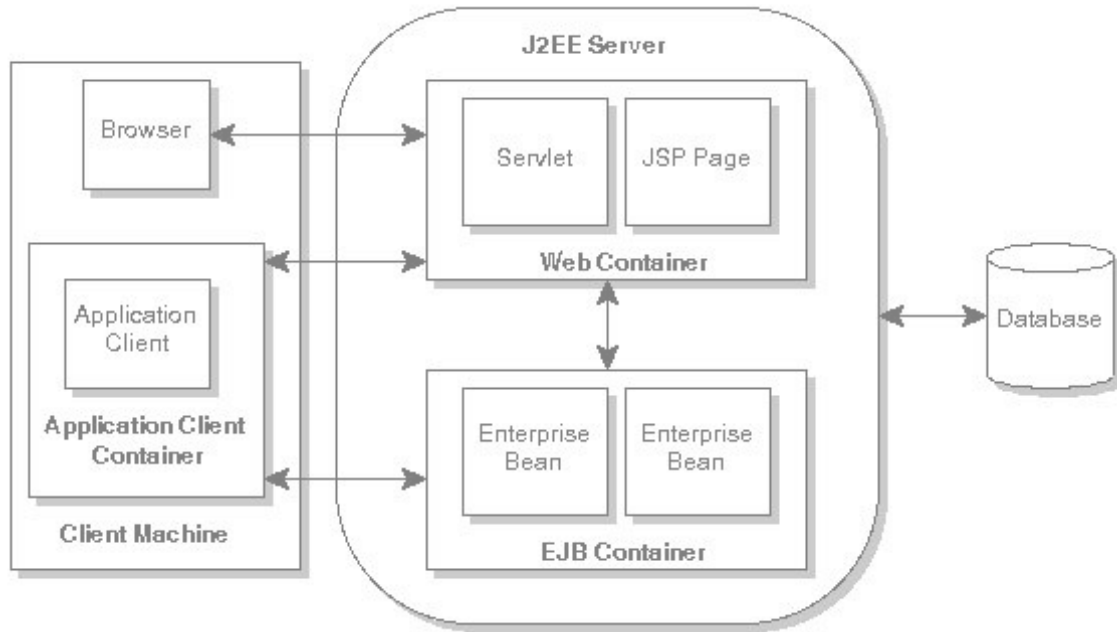


Ilustración 6- Arquitectura J2EE en tres componentes

Fuente: <http://pawlan.com/monica/articles/j2earch/> [19]

En nuestro caso, la plataforma no requiere que se realice ninguna operación del lado del cliente dejando toda la lógica de negocio del lado del servidor. Esto nos permite evitar problemas como la solicitud de permisos cuando se pretende ejecutar un applet en el lado del cliente. Por ello, la ejecución en el lado del cliente se limita únicamente al código HTML en el navegador.

4.2.2. Tecnologías escogidas

4.2.2.1. JSP y Java Servlets

Las páginas JSP (Java Server Pages) se compilan mediante los contenedores de Servlets (en nuestro caso Tomcat) permitiendo el uso de Java que genera webs dinámicas en código HTML o XML.

Los JSP son, en realidad, una forma diferente de crear Servlets, ya que, una vez se compila, su comportamiento es idéntico al de un Servlet, con la diferencia de dar como output el código HTML de la web.

Una de las grandes ventajas de la tecnología JSP es que, al basarse en Java, ésta se puede desarrollar en cualquier tipo de dispositivo y sistema operativo siempre que dispongan de una JVM (java virtual machine). Dado el grado de aceptación de Java, esto supone una gran ventaja frente a otras alternativas.

Cada JSP o Servlet conforma su propio hilo de ejecución, y éste no debe ser invocado cada vez que se recibe una petición sino que persiste en su estado (cada Servlet se guarda en caché), por lo que se aumenta el rendimiento al no tener que cargarlo en cada petición. Al cargarse el servidor se llama al método de inicialización (init) de los Servlets. En nuestro caso, ahí es donde se realiza la mayor parte de las operaciones. No se tramita ninguna petición de los clientes hasta que se haya completado la inicialización. El Servlet se quedará en memoria pudiendo recibir peticiones de los clientes sin tener que recargarse, a menos que explícitamente se destruya mediante el método destroy.

4.2.2.2. JSTL

Las JSTL (Java Server Pages Standard Tag Library) son una serie de bibliotecas que extienden la funcionalidad de las JSP. Contiene cuatro tipos de etiquetas:

- Core: se compone de las funciones generales como pueden ser iteraciones, condiciones, etc. Es la única biblioteca que se ha empleado.
- XML: para gestionar XML y XML-Transformation.
- SQL: gestión de BBDD.
- FMT: internacionalización y funcionalidades de cadenas.

4.2.3. Recursos externos

4.2.3.1. Librerías para la recopilación de datos meteorológicos: Yahoo Meteo

Los datos diarios meteorológicos diarios se han obtenido usando el servicio gratuito ofrecido por Yahoo Meteo.

Para ello se ha utilizado la librería disponible bajo la licencia Apache 2.0. que trabaja sobre los datos que devuelve la plataforma de Yahoo en forma de JSON o XML. Se realiza una petición en formato SQL y el resultado es el que la librería procesa.

Estas funcionalidades que ofrece la librería se han utilizado en la clase ExternalDataManager encargada de realizar las peticiones a los servicios externos y transformar la respuesta en objetos que puedan ser procesados. En este caso, se guardan en objetos tipo MeteoInfo.

Gracias a esta API podemos acceder de una forma limpia y eficiente a los datos de Yahoo en una estructura de clases de fácil comprensión.

Los datos de Yahoo Meteo ofrecen más posibilidades de las que vamos a utilizar Sin embargo, si se quisiera ampliar el desarrollo realizado se podrían contar con otros datos adicionales como son:

- Hora de la puesta de sol
- Hora del amanecer
- Porcentaje de humedad
- Visibilidad, medida en función de la distancia
- Presión barométrica
- Temperatura mínima
- Temperatura máxima
- Descripción de las condiciones del tiempo (Ej: Parcialmente nublado)
- Sensación térmica condicionada por el viento
- Velocidad y dirección del viento

Asimismo, se puede obtener información adicional sobre el origen de los datos:

- Última hora de actualización de los datos
- Idioma de la predicción
- Minutos de duración hasta que la información sea renovada
- Lugar de la predicción

- URL utilizada para descargar la información
- Unidades utilizadas
- Fecha
- Día de la semana
- Imagen del tiempo
- Título del tiempo (Ej. Condiciones ambientales de NY)
- Latitud

Este servicio ofrece una gran amplitud de posibilidad y ventajas como poder disponer de los datos de regiones de todo el mundo (mediante el código WOEID de Yahoo se especifica sobre qué región se quiere obtener la predicción). Sin embargo, también presenta importantes limitaciones para nuestra solución.

En primer lugar, no ofrece la medida de las horas o porcentaje de sol durante el día. Esto se debe a que esta medida es muy concreta y no es muy demandada en la mayoría de plataformas o apps que incluyen información meteorológica. Se trata de información muy particular que es necesario pedir a las agencias meteorológicas estatales de cada país y que por tanto es inviable conseguir en tiempo real. Esto es especialmente complicado si se trata de hacer una aplicación que pueda representar diferentes mercados.

No se trata de un motivo suficientemente grave como para renunciar a esta tecnología ya que el apartado para el que era necesario este dato es para observar la influencia sobre el volumen. Se trata, por tanto, de una información adicional sobre la realmente relevante para el inversor como es la variación en el rendimiento, por lo tanto, tendremos que renunciar a incluir la información sobre el volumen.

Asimismo, tampoco ofrece información sobre la temperatura media. Esto no supone un problema capital ya que disponemos de otros modelos que también son significativos al 5%. Por lo tanto, cambiaremos el modelo propuesto que además también dependía del porcentaje de luz solar:

$$y = \beta_0 + \beta_1 * T_{avg} + \beta_2 * Ptje_{sol} + \beta_3 * Tmax_{hig} + \beta_4 * Tmin_{low} + \varepsilon$$

Utilizaremos el modelo que incluye las variables de control sobre la temperatura y que toma como dato principal la temperatura máxima.

$$y = \beta_0 + \beta_1 * T_{max} + \beta_2 * Tmax_{hig} + \beta_3 * Tmin_{low} + \varepsilon$$

Esta funcionalidad, además, depende de la librería slf4j, ofrecida bajo la licencia MIT, y que debe ser también incluida.

4.2.3.2. Recopilación de datos financieros: Yahoo Finance y Google Finance

En la primera aproximación se pretendía obtener los datos a través del servicio de Yahoo Finance ya que, como hemos podido ver con el servicio de Yahoo Meteo, ofrece datos fiables en tiempo real, de forma gratuita y con una amplia oferta de librerías disponibles.

La librería que pretendíamos haber utilizado se distribuye bajo la licencia MIT. Ofrece todos los datos en tiempo real, estadísticas y cálculos avanzados. Una vez configuradas las llamadas y el método de parseo de los datos, es sencillo elegir diferentes mercados ya que sólo habrá que cambiar el código que lo especifica.

Yahoo Finance goza de una gran popularidad ya que es el servicio gratuito que más fiabilidad y flexibilidad ofrece. Es por ello que existen librerías que facilitan la conversión de los datos obtenidos en objetos con funcionalidades que ofrecen un mayor nivel de detalle. Actualmente, la aplicación no cuenta con la lógica para procesar las llamadas a Yahoo Finance ya que se descartó al comprobar que no estaba disponible para el Ibex 35, pero su puesta en marcha no supondría un coste excesivo.

Dado que nos ha sido imposible disponer de la primera opción que habíamos elegido, nos hemos decantado por otro de los pocos servicios gratuitos que ofrecen datos del Ibex 35: Google Finance. Uno de los motivos que hizo que prefiriésemos Yahoo Finance frente a Google Finance es el hecho de que la API de Google se encuentra deprecada y ya no está en funcionamiento. La única forma de acceder a los datos es mediante la llamada al servicio a través de una URL y la transformación de la respuesta JSON en los campos pertinentes. Este hecho nos hace dudar de si en un futuro Google va a continuar ofreciendo públicamente estos datos.

Dado el número de campos que hay que introducir en la llamada, hemos considerado adecuado alojar la URL de la petición en un recurso de texto externo. La clase ExternalManager que maneja las peticiones a servicios externos leerá este fichero y realiza la llamada obteniendo como respuesta un JSON que contiene tanto la información global del Ibex 35 como la de cada una de las compañías que lo conforman. A continuación, parseamos esta información y creamos con ella los objetos que hemos definido en las clases StockInfo y FinanceInfo.

Esta será la información que se introducirá en la BBDD financiera y que servirá para calcular las estimaciones. Google Finance asegura obtener la información en tiempo real con un margen de error de 15 minutos. Consideramos que son unos márgenes de error

razonables, especialmente considerando que es un servicio gratuito, y que muchas plataformas web también cuentan con retrasos similares.

4.2.3.3. Hibernate

Para la comunicación con la BBDD utilizaremos una herramienta de mapeo objeto-relacional para Java llamada Hibernate. Nos permitirá de una forma sencilla, mediante el uso de XML y anotaciones, transformar nuestros objetos para que puedan ser utilizados en una BBDD relacional.

La principal ventaja de utilizar Hibernate, y de los framework de ORM en general, es la reducción de los tiempos de desarrollo. Dado que la aplicación utiliza todas las operaciones CRUD (create, read, update, delete) esto reduce enormemente el tiempo de programación.

Además, permite una mayor claridad en el código reduciendo el número de llamadas necesarias para cada operación, siendo en muchos casos más sencillo que realizar las llamadas SQL. Es especialmente interesante el uso de la API Criteria para establecer búsquedas complejas. En nuestro caso ha facilitado enormemente la tarea de búsqueda de los valores para la desestacionalización y para el cálculo de valores útiles en días de fiesta. Esto podría ser de gran ayuda si finalmente esta plataforma se integra con otros modelos de psicología financiera permitiendo establecer criterios complejos y restricciones que serían mucho más complicadas de realizar en SQL u otros frameworks ORM.

Esta herramienta simplifica la comunicación SQL, liberándonos de tener que realizar las sentencias y manejar los datos manualmente. Para ello utiliza el lenguaje HQL similar a SQL pero enfocado a objetos, permitiendo el uso de conceptos asociados a la programación orientada a objetos como la herencia, el polimorfismo o la asociación.

Para la realización de transacciones, se deberá crear una sesión que deberá tener una duración igual al tiempo necesario para realizar las transacciones. Durante la sesión se podrán hacer las transacciones clásicas de una BBDD (CRUD create, read, update, delete) que son las únicas que necesitamos.

Una vez que se ha configurado Hibernate correctamente, se simplifica enormemente el manejo de datos. Podemos trabajar a través de objetos en todo momento, siendo totalmente ajenos a las operaciones que hace Hibernate para transformar los objetos al modelo de datos relacional que utiliza MySQL.

4.2.3.4. Programación de tareas asíncronas: Quartz

Este framework permite programar tareas asíncronas que se realizan sin la necesidad de ningún tipo de interacción por parte del usuario o del administrador.

Se trata de una herramienta *open source* que tiene una gran aceptación siendo la librería para planificación de tareas más extendida para Java. Además, permite la integración con algunos de los frameworks más utilizados en el mundo J2EE como, por ejemplo, Spring.

El desarrollo que se ha realizado consta de dos elementos principales:

- *Listener*: Se incluye dentro del fichero web.xml y de esta forma se informa al proyecto de que recibirá notificaciones de Quartz y que serán atendidas por las tareas. Implementa la interfaz ServletContextListener, y la clase específica para Quartz es QuartzInitializerListener.
- *Tareas*: Se denominan *Job* dentro de la nomenclatura Quartz. Constan de un método principal llamado *Execute* que contiene la lógica que se debe llevar a cabo cuando salte el *trigger*.

En nuestro caso, hemos incluido dos tareas:

- *Actualización de la BBDD meteorológica y de estimación*: Antes de comenzar la jornada bursátil actualizaremos la BBDD con los valores en tiempo real de los factores ambientales y calcularemos la estimación del día. Esta tarea se llevará a cabo a las 5:55.
- *Actualización de la BBDD financiera*: Una vez finalizada la sesión bursátil, procederemos a incluir los valores del día en la BBDD para que estén disponibles al día siguiente. Esta tarea se lleva a cabo a las 20:00 de lunes a viernes.

Aparte de la periodicidad establecida en la configuración de Quartz, también hemos realizado una serie de comprobaciones en las tareas para asegurarnos de que no se añaden a la BBDD valores que han sido considerados anómalos y por tanto excluidos del modelo (primer día del mes, lunes, etc.).

4.2.3.5. Paquete de funciones estadísticas: Apache Commons Math

Para el cálculo de los valores de los estimadores, hemos utilizado el paquete de Apache Common Maths. Esta librería contiene funcionalidades ligeras que permiten realizar estas operaciones fácilmente.

En nuestro caso hemos utilizado las funciones para el cálculo del modelo de regresión lineal múltiple mediante la clase `OLSMultipleLinearRegression`. Las operaciones realizadas para el cálculo de los estimadores son las mismas que hemos llevado a cabo mediante Gretl durante el desarrollo del modelo financiero.

Hemos comprobado que los estimadores resultantes del uso de estas funciones son iguales que los que mostraba Gretl.

4.2.3.6. Interfaz gráfica

Para la interfaz gráfica se ha utilizado una plantilla basada en Bootstrap distribuida bajo la licencia Apache 2.0. llamada Bootstrap Freelancer.

La plantilla se puede encontrar en:

<https://github.com/IronSummitMedia/startbootstrap-freelancer>

Bootstrap está distribuida a través de la licencia MIT. Se trata de uno de los *frameworks* más populares para el desarrollo de aplicaciones web *responsive*. Contiene los elementos para el desarrollo de webs adaptativas utilizando tanto HTML, como CSS y Javascript.

Se ha valorado para elegir este *framework* el hecho de que tiene una gran aceptación en el mundo del diseño web. En caso de necesitar introducir cambios o ampliaciones en el proyecto, será mucho más sencillo para una persona ajena a la aplicación poder realizarlos sin que lleve un esfuerzo excesivo dada la universalidad del *framework*.

4.2.4 Comparativa con posibles alternativas

4.2.4.1. JSP y Java Servlets

Existen numerosas soluciones que se enfrentan al problema que intenta solucionar JSP y los Servlets, la generación de código web dinámico. A continuación vamos a hacer una comparativa con algunas de las tecnologías más extendidas que compiten con JSP en popularidad y que suponen un conjunto de alternativas viables.

Java ha conseguido situarse recientemente como el lenguaje de programación más utilizado tras haber relegado a C al segundo lugar, por lo que esto supone una ventaja frente al resto de competidores.

4.2.4.1.1. JSP vs. .Net

La principal ventaja en este caso es la portabilidad de Java y JSP. Esta tecnología puede usarse en cualquier equipo que disponga de una JVM, mientras que .Net al haber sido desarrollado por Microsoft está más limitada en el número de plataformas en las que se puede ejecutar. Aunque no está limitada únicamente a los sistemas Windows su portabilidad es considerablemente más reducida.

El hecho de que .Net haya sido liberado por Microsoft bajo la licencia MIT puede hacer que su popularidad aumente en los próximos años y pueda llevar a un incremento de la competencia con Java y JSP.

4.2.4.1.2 JSP vs. PHP

Una de las grandes ventajas de Java frente a PHP es su mejor modularización. Dado que hemos escogido el patrón MVC, JSP se adapta mucho mejor a esta división. Una mayor modularización permite un mejor mantenimiento del sistema al poder aislar más fácilmente cada componente y realizar modificaciones únicamente sobre componentes más pequeños.

En general, se considera que PHP es una tecnología de menor coste, tanto por el despliegue de los servidores como por el menor tiempo requerido para su desarrollo, en gran parte gracias a su menor estructuración.

En términos de rendimiento, PHP presenta mejores resultados que los sistemas basados en Java dado que es menos pesado. Esto puede ser un punto a favor de PHP en el futuro si se añaden funcionalidades que retrasen la aplicación. De momento con las funcionalidades incluidas, los tiempos de ejecución conseguidos son adecuados, y por lo tanto, de momento, el rendimiento no es un factor decisivo.

Ambos sistemas están ampliamente aceptados y existe una gran comunidad de usuarios para ambos. Sin embargo, es más sencillo encontrar un mayor número de librerías externas y funcionalidades adicionales para Java. En nuestro caso, disponemos de un amplio número de librerías que han reducido considerablemente el tiempo de desarrollo y que han ayudado a una mayor claridad del código.

Consideramos que ambas tecnologías se pueden adaptar a las necesidades del proyecto. Sin embargo, consideramos que las ventajas que presenta JSP, como la mayor disponibilidad de librerías y la mayor facilidad para la división en componentes diferenciados hacen que JSP sea una tecnología más adecuada para este proyecto.

4.2.4.2. MySQL

4.2.4.2.1. SQL vs. NoSQL

La primera elección que hay que llevar a cabo es si se escogerá una BBDD de datos relacional o no relacional, a las que por comodidad denominaremos en el futuro SQL y NoSQL respectivamente. En nuestro caso, nos hemos decantado por una BBDD SQL.

Uno de los principales motivos para su elección ha sido su gran aceptación en el mundo de la programación. Las BBDD relacionales son tradicionalmente las más utilizadas en el mundo de la programación. Cualquier desarrollador que trabaje con BBDD conoce el lenguaje SQL por lo que facilita la escalabilidad del sistema, mientras que las BBDD NoSQL están todavía en una fase de introducción.

Además, esta es una tecnología y una sintaxis con la que habíamos trabajado previamente por lo que ha facilitado el desarrollo de la aplicación ya que hubiéramos incurrido en un sobre coste de tiempo al ser necesario un proceso de formación previo.

NoSQL ofrece una serie de ventajas sobre SQL, las principales son:

- Mayor facilidad de almacenamiento de grandes volúmenes de datos, permitiendo la inclusión de información no estructurada.
- Orientado a objetos.
- Mejor rendimiento y menores tiempos de escritura y lectura cuando un gran volumen de usuarios acceden la BBDD.

Estas ventajas pueden ser de gran utilidad, especialmente para grandes organizaciones con un alto volumen de accesos a la BBDD. Las BBDD NoSQL permiten reducir costes y además aumentan la escalabilidad de la BBDD al permitir un escalado horizontal gracias a su facilidad de distribución de la información. Los sistemas SQL realizan un escalado vertical que en muchos casos deriva en la necesidad de cambiar todos los sistemas por unos nuevos más potentes.

De nuevo, estas ventajas no se adaptan a las necesidades de nuestro sistema, ya que la plataforma utiliza una BBDD sencilla con únicamente 3.500 ocurrencias en cada una de las 3 tablas. La orientación a objetos es la única mejora que realmente nos ayudaría durante el desarrollo de la aplicación. Esta desventaja se ve mitigada por el uso de Hibernate que nos permite realizar de forma sencilla el mapeo de objetos a BBDD relacionales.

4.2.4.2.2. MySQL frente a otros sistemas gestores de BBDD

Una vez elegida la sintaxis: SQL, debemos escoger el sistema gestor de la BBDD. Se ha escogido MySQL. Se trata de un sistema gestor de BBDD relacional que se distribuye como software libre mediante una licencia dual ofrecida por Oracle. Se nos permite por tanto usarlo libre de coste, pero aplican unas tarifas en caso de que se quiera incluir en productos privativos.

MySQL es el sistema gestor de BBDD SQL más utilizado en el mundo, por lo que dispone de una gran documentación y ayuda. Este hecho también facilita la delegación de las tareas de la BBDD a una persona externa ya que es ampliamente conocida.

En este terreno existen muchas alternativas y también de acceso libre, muchos consideran que desde la adquisición de MySQL por parte de Oracle ya no es realmente *open source*.

Una alternativa considerada fue SQLite cuyo mayor problema, a nuestro parecer, fue el de no ser independiente del programa. Es por ello que su uso se produce mayoritariamente en aplicaciones móviles. Esto supone un problema para su escalabilidad. Aunque es cierto que el volumen de datos actual no supone un problema, hemos preferido no utilizar un sistema que parte, a priori, con esta desventaja.

Las dos principales alternativas que consideramos fue MariaDB y PostgreSQL, siendo esta última la alternativa más cercana a MySQL. Ambas opciones funcionan de una manera muy similar a MySQL, consiguiendo incluso un rendimiento ligeramente superior.

Sin embargo, nos hemos decantado finalmente por MySQL por nuestra experiencia en su manejo, y la mayor documentación disponible al tratarse del sistema más utilizado. Esto, unido a la facilidad de uso por cualquier persona externa, posicionaron a MySQL por delante de estas dos alternativas, aunque consideramos que cualquiera de las dos opciones hubieran sido capaces de satisfacer las necesidades de la plataforma.

4.2.4.3. Tomcat

Por comodidad de uso y dado que cumplen la misma función dentro de nuestra aplicación, vamos a referirnos a las distintas alternativas como servidores de aplicaciones, aunque Tomcat es considerado un contenedor de Servlets.

Siguiendo la tendencia general del proyecto, hemos buscado utilizar una solución que fuera ampliamente aceptada dentro de la comunidad. De esta forma será más fácil de utilizar por otro desarrollador en caso de que se quisiera extender la aplicación. Como se puede ver en el gráfico, Tomcat es sin duda la alternativa que tiene más popularidad en el sector de los desarrolladores:

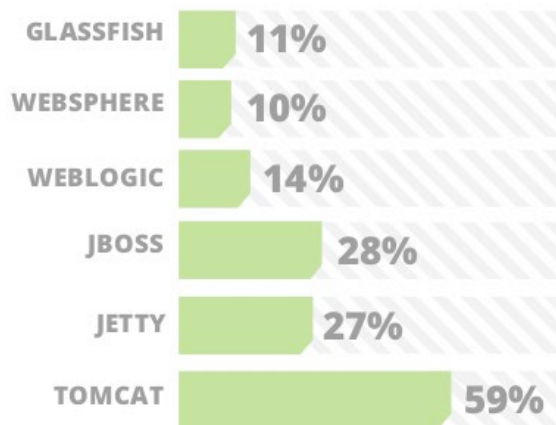


Ilustración 7- Número de usuarios de los principales servidores de aplicaciones

Fuente: <http://zeroturnaround.com/rebellabs/the-great-java-application-server-debate-with-tomcat-jboss-glassfish-jetty-and-liberty-profile/>

Tomcat se puede instalar fácilmente en los principales S.O. facilitando que, en caso de cambio en los equipos, la transición sea sencilla. Igualmente, los principales entornos de desarrollo tienen soporte de apoyo a Tomcat.

Por otra parte, Tomcat es totalmente gratuito por lo que permite mantener los costes limitados ofreciéndonos las herramientas necesarias. Se distribuye bajo la licencia

Apache 2.0. Tomcat ofrece la posibilidad de contratar servicios de mantenimiento y apoyo.

En términos de rendimiento, Tomcat también está a la cabeza en muchos de los tests realizados por expertos. De esta forma Tomcat es, de entre los principales servidores de aplicaciones, el que presenta tiempos menores de inicio y reinicio del servidor, así como de despliegue de las aplicaciones.

Una de las desventajas de Tomcat es que no proporciona tantas funcionalidades ni incluye algunos estándares por defecto como otros servidores. Sin embargo, sí que es compatible con las principales especificaciones usadas en EE6. Este soporte es adecuado para las necesidades de nuestra plataforma por que lo que estos factores no penalizan en su elección.

4.2.4.4. Hibernate

Una vez que se ha decidido que la tecnología que vamos a utilizar para la persistencia es un ORM, debemos considerar cuál es la mejor opción. Se ha escogido Hibernate como mapeador objeto-relacional. Se trata de un sistema muy utilizado y que es junto a EJB los más populares para trabajar con objetos y BBDD relacionales.

Hibernate, aunque ahora mismo no se contempla la idea, permite la integración con un amplio abanico de BBDD, incluyendo NoSQL.

A pesar de que Hibernate es una tecnología relativamente novedosa, ya tiene una gran aceptación como el principal ORM para Java. Descartamos como mapeadores otros frameworks como pueden ser Spring o EJB (mediante JPA), que si bien proporcionan funcionalidades de persistencia su ámbito de acción es mucho más amplio.

Por lo tanto, podemos ver que el número de frameworks dedicados únicamente a la persistencia de datos en BBDD SQL es mucho más reducido. Existen varias alternativas de ORM a Hibernate como TopLink, OpenJPA, Cayenne, etc. Sin embargo, su popularidad es mucho más escasa y eso hace que se complique la obtención de documentación. Dado que uno de los objetivos es reducir los tiempos de desarrollo, no tiene sentido utilizar una tecnología que suponga un sobre coste de tiempo para que los desarrolladores puedan comprenderla. A esto hay que sumar que cualquier nuevo miembro que se incorporase probablemente necesitaría un curso de introducción sobre estos frameworks alternativos, mientras que Hibernate es una tecnología mucho más conocida.

4.2.4.5. Quartz

Debido a la simplicidad de la naturaleza de las tareas asíncronas, que únicamente se realizan una vez de lunes a viernes, no hemos considerado necesario investigar para conseguir aquella tecnología que nos permita un rendimiento mayor o una mayor complejidad en la definición de las condiciones de los cronómetros.

Es por ello que hemos valorado, por encima de todo, la sencillez de uso de Quartz, el cual es muy intuitivo y apenas requiere configuración para el entorno J2EE. Asimismo, se adapta al requisito que hemos demandado en todas las tecnologías usadas y es que ésta fuera ampliamente aceptada para facilitar la transición a otros equipos de desarrollo. Además, gracias a su integración en J2EE los cambios en las tecnologías y sistemas empleados, siempre que se mantuviera la arquitectura J2EE, no afectarían a su funcionamiento.

4.2.5. Diseño de la base de datos

Como hemos comentado anteriormente, utilizaremos una BBDD relacional basada en el lenguaje SQL.

Se guardarán los valores, tanto meteorológicos como financieros, de cada día. Para ello utilizaremos el histórico de datos que se ha empleado para realizar el estudio, y cada día se guardarán los datos que recibimos de los servicios de Yahoo Meteo y Google Finance.

Debido a la diferencia de tiempo entre la finalización del estudio económico y la puesta en funcionamiento de la plataforma, habrá un periodo de tiempo en el cual no se estarán almacenando los datos de cada día. Debido a la complicación que supone disponer de estos datos (especialmente los meteorológicos que son solicitados ad-hoc) habrá un periodo de un máximo de 3 meses en los cuales los datos no se estarán almacenando en la BBDD. Sin embargo, esto no supone un gran problema ya que disponemos de una muestra inicial de diecinueve años que nos asegura que el tamaño de la muestra es suficientemente grande.

La BBDD se compondrá de tres tablas:

- *Temperature*: Contendrá los valores de la temperatura máxima desestacionalizada, la temperatura máxima del día, y las variables binarias de control sobre la temperatura máxima y mínima.
- *Prediction*: Contendrá los valores financieros, compuestos por la estimación del día, el valor de cierre de la sesión y el valor de cierre de la sesión del día anterior.
- *Estimation*: Por último, tendremos la tabla en la que se almacenarán el valor de los estimadores, habiendo intercepto y un atributo correspondiente al estimador de cada variable independiente.

Establecemos como clave primaria para las tablas la fecha, ya que se trata del único valor que no se puede repetir en las distintas entradas. Hubiera sido posible, por tanto, haber reducido el número de tablas agrupando el número de datos, pero hemos considerado que era más adecuado realizar esta separación ya que cada tabla hace referencia a unos datos que cumplen una función diferente.

Además, durante los cálculos de los estimadores y de las temperaturas desestacionalizadas es necesario hacer un gran número de operaciones por lo que preferimos reducir el número de datos que se devuelven para cada ocurrencia.

Cada día será necesario realizar al menos dos tareas de actualización sobre la BBDD:

- Antes de comenzar la sesión en el Ibex 35 se obtienen los valores de la predicción meteorológica, y se calcula el valor de los estimadores. Hecho esto se almacenan en la BBDD correspondiente.
- Una vez finalizada la sesión se actualizarán los valores de la tabla de información financiera.

El hecho de tener la información actualizada en la BBDD nos permite no tener que realizar continuamente las llamadas a servicios externos, con los retrasos que ello conlleva. Sin embargo, en el caso de la información financiera, debido a que los valores varían durante la sesión y a que el usuario desea disponer de información actualizada, se seguirá llamando al servicio de Google Finance para que los datos de la cotización de los activos se muestren en tiempo real.

5. CONFIGURACIÓN Y FUNCIONAMIENTO DEL SISTEMA

5.1. Configuración de las plataformas externas

A continuación, se detallarán las instalaciones y cambios de configuración que se han tenido que efectuar para conseguir que funcionen y se comuniquen los distintos componentes.

5.1.1. Contenedor de Servlets: Tomcat

Se ha utilizado la última versión estable de Tomcat para el servidor de aplicaciones: Tomcat 8.0. Una vez descargado e instalado Tomcat es necesario realizar modificaciones a ciertos ficheros del mismo así como de Apache:

- *Server.xml*: se debe indicar el puerto al que debe escuchar, en nuestro caso hemos utilizado el estándar para conexiones http: el 8080.
- *Web.xml*: modificación de listings a true en periodo de test. Se deberá establecer a false cuando se pase a fase de producción.
- *Context.xml*: el valor de reloadable a true durante la fase de test. Deberá cambiarse a false cuando se entre en producción.
- *Users.xml*: en nuestro caso no lo hemos modificado pero se pueden añadir usuarios para que tengan acceso a la consola gráfica de Tomcat.

Es necesario realizar algunas modificaciones adicionales externas a Tomcat.

En primer lugar, será necesario instalar la versión 8 del jdk y jre de Java. Además, deberán incluirse en Eclipse tanto las nuevas versiones de java como de Tomcat.

El servidor se va a lanzar sobre un equipo Mac con el sistema operativo Yosemite por lo que también es necesario realizar algunas modificaciones sobre Apache al haberse actualizado a Apache 2.4. Los ficheros a modificar son:

- Httpd.conf
- Httpd-vhosts.conf

5.1.2. Configuración de la BBDD

Descargar la versión de la página oficial de Oracle. La versión instalada que hemos instalado es la 5.6.26.

Una vez instalado MySQL, creamos un usuario al que le otorgaremos todos los permisos sobre la BBDD que usará la plataforma. Este será el usuario que habrá que introducir en el fichero de configuración de Hibernate.

Después, deberemos asegurarnos que tanto Tomcat como Eclipse tengan acceso al conector J de MySQL, la versión empleada es la 5.1.36. Para ello, copiamos el jar del conector que hemos descargado en la carpeta lib de Tomcat, en la ruta /Library/Tomcat/lib.

En el caso de Eclipse deberemos incluir el conector como librería a nuestro proyecto web.

5.1.2.1. Migración de la BBDD

Para disponer de los datos históricos que estaban en el formato CSV hemos tenido que realizar una migración a nuestra BBDD en MySQL. Para ello hemos utilizado los comandos de MySQL para cargar los datos de un fichero externo a la BBDD.

En primer lugar debemos adaptar el CSV exactamente al formato de la tabla que queremos utilizar. Para ello cada columna del CSV deberá relacionarse con un atributo de la tabla. Debemos eliminar todos aquellos campos que, a pesar de haber sido utilizados para el estudio teórico, no forman parte del modelo escogido.

Es necesario cambiar algunos de los formatos de Excel para que se adapten a las características de SQL. Para ello cambiamos el formato de las fechas a YYYY/MM/DD, también deberemos introducir los números con decimales con el formato de “.” en vez de “,”.

5.1.3. Entorno de desarrollo: Eclipse

Para las tareas de programación del código hemos elegido el entorno de desarrollo Eclipse Luna versión 4.4 que viene con funcionalidades incluidas para realizar proyectos de Java EE.

Hemos elegido esta herramienta, en primer lugar, porque es el principal entorno que ha sido utilizado durante la carrera y por lo tanto con el que más cómodos nos sentimos. Permite de una manera sencilla configurar el servidor Tomcat y la conexión con MySQL. Otras opciones consideradas han sido NetBeans o el editor Sublime.

Dado que esta versión de Eclipse está diseñada con el propósito de realizar aplicaciones J2EE, no ha sido necesario realizar un gran número de cambios. En primer lugar, hemos incluido el conector J de MySQL para las operaciones con MySQL.

Se ha tenido que configurar el servidor Tomcat en Eclipse para que éste sea el que se ejecuta cuando se lanza la aplicación. Se trata de un paso sencillo y sólo es necesario incluir Tomcat en la sección de preferencias en los servidores de ejecución. Lo establecemos de tal forma que sea el servidor que se ejecute por defecto.

Debido a que hemos utilizado las últimas versiones estables de todos los elementos de la plataforma, hemos tenido también que realizar las actualizaciones de algunos elementos como la versión del Java SE Development Kit (JDK) a la versión 8 para que fuera compatible con Tomcat 8.

5.2. Configuración del proyecto web

A continuación, se explicarán todos los pasos necesarios para incluir las herramientas externas dentro del proyecto web dinámico que hemos realizado.

El proyecto se ha realizado en Eclipse, y por lo tanto los pasos para incluir las librerías externas se explicarán para esta plataforma. Los pasos que se han llevado a cabo para cada librería incluyen:

- Inclusión de los jar en el build path del proyecto para que sean accesibles por las diferentes clases.
- Se deben copiar también los jar a la carpeta de librerías dentro de WebInf para que sean reconocidas en el momento de despliegue de la aplicación.

A continuación, detallaremos las configuraciones específicas de cada una de las herramientas empleadas.

5.2.1. *Hibernate*

Deberemos introducir nuevos ficheros de configuración en nuestro proyecto:

- *Hibernate.cfg.xml*: Mediante este fichero establecemos la ruta de la BBDD que tiene que utilizar (puerto, nombre de la *database*, usuario y contraseña). Asimismo, se especifican los recursos que se utilizarán para mapear los objetos, en nuestro caso *estimationInfo.hbm.xml*, *financeInfo.hbm.xml*, *meteoInfo.hbm.xml*
- *Ficheros hbm.xml*: Estos ficheros establecen una relación entre los objetos que se quieren mapear y el formato que tomarán en la BBDD relacional. De esta forma podemos establecer los atributos de la tabla, así como la clave primaria y otras características. Los atributos que se establecen en el XML se deberán corresponder con los que componen la clase que se toma como referencia, en este caso *EstimationInfo.java*, *FinanceInfo.java* y *MeteoInfo.java*.

5.2.2. Quartz

Esta librería consta de dos ficheros que deben ser incluidos de forma que sean accesibles en todo el proyecto:

- *Quartz.config.xml*: En este fichero se establecen las rutas a cada una de las tareas que se van a invocar. Asimismo, se establece la periodicidad de cada una de las tareas. Se pueden realizar configuraciones más avanzadas creando conjuntos tanto de tareas como de *triggers*
- *Quartz.properties*: En este fichero se configuran valores para la ejecución de Quartz como son el número de hilos.

5.3. Cálculo de los estimadores y predicción

5.3.1. Obtención de los datos para la estimación

En primer lugar, para calcular el valor de la estimación es necesario obtener los valores del día meteorológicos. Estos valores se obtienen de Yahoo Meteo y antes de introducirlos en la BBDD tendremos que calcular el valor de la temperatura desestacionalizada y comprobar si los valores de temperatura mínima y máxima superan sus valores máximos y mínimos de tal forma que haya que poner las variables de control a 0 y 1.

Para hacer esto realizamos una búsqueda en la BBDD mediante Criteria de Hibernate que nos permite de forma sencilla encontrar todos los valores en que coincide el mismo día y año con la fecha actual. Una vez tenemos estos datos, procedemos a realizar el cálculo de la temperatura desestacionalizada y de las variables de control e introducimos el valor en la BBDD.

Cada día se actualizan los estimadores incluyendo en el conjunto de datos para la regresión los valores financieros y meteorológicos del día anterior. Aunque los estimadores difícilmente van a cambiar día a día realizamos este cálculo para que sea lo más ajustado y realista posible. Gracias a la programación de tareas asíncronas podemos realizar estos cálculos sin que el tiempo de respuesta para el usuario se vea penalizado.

Con los valores de la BBDD obtenemos los estimadores de las variables independientes. Para ello deberemos crear dos matrices que contengan los valores de las variables dependientes y otra con los valores de las variables independientes. Estas dos matrices serán las que le pasemos a la clase `OLSMultipleLinearRegression` de la librería Apache Common Maths que se encargará de devolvernos el valor de los estimadores y el intercepto utilizando el método de los mínimos cuadrados ordinarios. Hemos comprobado que los valores devueltos coinciden con los que hemos obtenido mediante la aplicación estadística Gretl.

Una vez hemos obtenidos los estimadores podemos calcular la estimación realizando las operaciones del modelo propuesto con los valores del día que se encuentran en la BBDD. Por último deberemos actualizar el valor de la estimación en la BBDD.

5.3.2. Algoritmo de predicción

El algoritmo de predicción usado es uno de los más extendidos en el campo de la estadística: la estimación por mínimos cuadrados ordinarios. Aunque las operaciones principales son llevadas a cabo por la librería de Apache Common Maths, a continuación vamos a explicar las principales funciones que se llevan a cabo para obtener los estimadores.

Primero debemos establecer las matrices que utilizaremos para el cálculo.

$$\mathbf{y} = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \dots \\ y_n \end{bmatrix} \quad \mathbf{X} = \begin{bmatrix} 1 & x_{21} & x_{31} & \dots & x_{k1} \\ 1 & x_{22} & x_{32} & \dots & x_{k2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_{2n} & x_{3n} & \dots & x_{kn} \end{bmatrix} \quad \boldsymbol{\beta} = \begin{bmatrix} \beta_1 \\ \beta_2 \\ \beta_3 \\ \vdots \\ \beta_k \end{bmatrix} \quad \mathbf{u} = \begin{bmatrix} u_1 \\ u_2 \\ \dots \\ u_n \end{bmatrix}$$

- Y: variable explicada
- X: conjunto de variables explicativas que incluye el regresor del término independiente que toma el valor de 1
- β serán los estimadores
- U el error encontrado.

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & x_{21} & x_{31} & \dots & x_{k1} \\ 1 & x_{22} & x_{32} & \dots & x_{k2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_{2n} & x_{3n} & \dots & x_{kn} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \beta_1 \\ \beta_2 \\ \beta_3 \\ \vdots \\ \beta_k \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} u_1 \\ u_2 \\ \vdots \\ u_n \end{bmatrix}$$

El error estimado \hat{u} proviene de la diferencia entre el valor calculado de la variable dependiente y su valor real, es decir:

$$\hat{u} = y - \hat{y} = y - x * \beta$$

Tomamos el conjunto de residuos como:

$$S = \sum_{i=1}^n \hat{u}_i^2 = \sum_{i=1}^n \left[y_i - \hat{\beta}_1 - \hat{\beta}_2 x_{2i} - \hat{\beta}_3 x_{3i} - \dots - \hat{\beta}_k x_{ki} \right]^2$$

Como queremos reducir al mínimo los residuos, calcularemos la derivada de S respecto a cada uno de los estimadores y después igualaremos la derivada a cero.

Una vez hecho esto, obtenemos la siguiente igualdad entre matrices:

$$X'X\beta = X'Y$$

Para dejar únicamente la matriz de β en un lado de la igualdad, aplicamos la matriz inversa de tal forma que:

$$(X'X)^{-1} * (X'X) = I$$

Por lo tanto multiplicamos ambos lados de la ecuación por la matriz inversa:

$$(X'X)^{-1} * (X'X)\beta = (X'X)^{-1}(X'Y)$$

Finalmente, podremos obtener la matriz de estimadores como:

$$\beta = (X'X)^{-1}(X'Y)$$

Para el cálculo de los estimadores en Java se deberán formar las matrices de variables dependientes e independientes a partir de los datos de la BBDD. Como la BBDD meteorológica tiene un valor más que la BBDD financiera, ya que la primera se actualiza antes de comenzar la sesión mientras la segunda lo hace al finalizar, deberemos asegurarnos de no usar el último valor de la BBDD meteorológica para que el tamaño de las matrices coincidan.

Una vez las matrices están formadas utilizaremos la librería de Apache Common Maths que realiza estas operaciones mediante la clase `OLSMultipleLinearRegression`.

5.4. Ejecución la aplicación

5.4.1. *Despliegue de la aplicación*

Al invocarse la ejecución, lo primero que se hace es la compilación de los JSP en un Servlet Java. Esto se hace mediante el contenedor de Servlets, en nuestro caso Tomcat. Una vez compilado, el Servlet originado es manejado por el motor Servlet como cualquier otro Servlet. Tomcat carga la clase Servlet y lo ejecuta creando de esta forma el HTML dinámico que es utilizado por el navegador.

5.4.2. *Ejecución asíncrona*

Esta parte de la aplicación se ocupa del mantenimiento de la BBDD de forma independiente a cualquier interacción con el usuario.

En caso de que no se realizasen estas tareas asíncronamente, las tareas de actualización de la BBDD se realizarían con la primera ejecución de la aplicación por parte de un usuario. Esto implicaría que este primer usuario obtendría un tiempo de respuesta mucho más lento que el siguiente usuario ya que debería esperar a la realización de estas tareas adicionales.

Para evitar este problema, hemos utilizado Quartz para programar tareas asíncronas. De esta forma, no son los Servlets los que realizan estas operaciones sino las tareas asíncronas. Se permite, de esta forma, que los Servlets se reserven únicamente para los trabajos fundamentales que deben llevarse a cabo en cada ejecución.

Dado que las tareas están planificadas para un momento específico del día, en caso de que el sistema no estuviera disponible por algún problema en ese momento estas acciones no llegarían nunca a realizarse.

Por eso se ha realizado un plan de contingencia en los Servlets de tal forma que lo primero que hacen al iniciarse o ser recargados es comprobar que los valores están correctamente introducidos en la BBDD. Cuando el Servlet se inicia después de la hora establecida para las tareas asíncronas, se comprueba que los datos están almacenados en la BBDD y en caso contrario se procede a introducirlos. Esta comprobación apenas consume recursos por lo que el incremento en el tiempo de respuesta es perfectamente asumible.

5.4.3. Ejecución síncrona

Consideramos flujo síncrono al que ocurre por la acción de un usuario, en este caso la única acción posible es el acceso a la plataforma y la recarga de la web que pediría de nuevo los datos en tiempo real a un Servlet. A continuación, explicaremos los distintos Servlets, que son los encargados de las tareas síncronas:

- *FinanceServlet*: Es el primer Servlet en ejecutarse. Realiza la llamada a Google Finance y almacena el valor de tal forma que está disponible para leerlo por parte del JSP
- *MeteoServlet*: Realiza el mismo servicio que *FinanceServlet* pero, dado que los datos deberían estar disponibles en la BBDD gracias a las tareas asíncronas, solicita en primer lugar el dato a la BBDD. Esto supone un gran ahorro en tiempo ya que se evita la llamada a servicios externos y el proceso de parseo. En caso de que no exista el valor, se procede a llamar al servicio de Yahoo Meteo.
- *DatabaseServlet*: Es el último Servlet en ejecutarse y comprueba que los datos de la BBDD hayan sido introducidos correctamente por las tareas asíncronas y, en caso contrario, los introduce. Existen tres posibles escenarios de ejecución:
 - Si se trata de un día en el que no hay sesión del Ibex 35, fiestas nacionales o fines de semana, no se realizará ninguna tarea de actualización de la BBDD. Enviará a la vista los datos correspondientes a la última sesión del Ibex 35.
 - En el caso de que se trate de un día anómalo pero en el que sí hay actividad, se procederá a obtener la información necesaria de los servicios externos para realizar una predicción y se pondrá esta información a disposición de los JSP. Sin embargo, no se introducirá en la BBDD ya que se consideran días que presentan anomalías y pueden introducir variaciones irrelevantes para el modelo.
 - Por último, en un día normal con actividad se procederá a realizar las mismas acciones que en un día anómalo, pero después se actualizará la BBDD con los valores meteorológicos y la estimación.

6. PRESUPUESTO Y PLANIFICACIÓN

6.1. Planificación

En este apartado se detallarán las distintas fases de la planificación para el desarrollo del sistema.

Se estudiarán las tareas a realizar y los tiempos asignados a cada una de ellas. Definiremos de forma visual en un diagrama de Gantt el tiempo de cada tarea y la posible simultaneidad de tiempos en las fases que así lo permitan.

6.1.1. Análisis del sistema

Como se ha comentado anteriormente, en esta fase describiremos el problema al que se pretende dar solución. No se deberán detallar en esta fase las diferentes posibles soluciones a implementar.

En esta fase se declararán las funcionalidades que debe aportar el sistema. Se declararán tanto los requisitos como el plan de pruebas que servirá para verificar que el sistema es capaz de solucionar las necesidades planteadas.

6.1.2. Diseño del sistema

En esta etapa del proyecto se llevará a cabo la especificación de la solución concreta al problema planteado en el análisis del sistema.

Se realizará una exposición de la arquitectura escogida para el sistema, y se detallarán los diferentes flujos de la aplicación.

Por otra parte, se deberán especificar las tecnologías y recursos que se utilizarán para implementar la solución. Además, se deberán detallar los motivos escogidos frente a las posibles alternativas. Deberán documentarse correctamente las razones y explicar adicionalmente las alternativas más viables. De esta forma, si fuera necesario escoger una alternativa diferente una vez comenzada la fase de implementación, se disminuirán los tiempos necesarios para las modificaciones del diseño.

6.1.3. Implementación y verificación de los requisitos

En esta fase se dará lugar a la implementación de la solución definida en el diseño del sistema para cubrir las necesidades detectadas en el análisis del sistema.

Adicionalmente, habrá que verificar el funcionamiento del sistema. Para ello se realizarán, en primer lugar, durante la programación de cada funcionalidad, pruebas unitarias para verificar que el funcionamiento es correcto. Al terminar cada funcionalidad, se deberán pasar las pruebas correspondientes a los requisitos relacionados con esa funcionalidad. Por último, se deberá realizar una última fase de pruebas completa cuando se haya finalizado la implementación del sistema para confirmar que todos los requisitos se cumplen y que no se han introducido regresiones en las diferentes fases de la implementación.

6.1.4. Diagrama de Gantt

Mostraremos las diferentes fases del proyecto y las tareas que las componen de forma visual. Podremos comprobar qué fases pueden realizarse de forma simultánea.

Las etapas que hemos considerado que pueden solaparse en el tiempo son: la fase de diseño y la de implementación y verificación. Hemos excluido las tareas de análisis del sistema, ya que las necesidades deben estar definidas antes de comenzar a diseñar la solución o tratar de implementarla. La única forma en que se hubiera podido solapar la tarea de análisis sería si hubiéramos observado la necesidad de modificar el análisis una vez comenzada otra fase, o porque se hayan detectado nuevas necesidades y sea necesario reflejarlas. Sin embargo, en este proyecto, no ha sucedido este caso por lo que las únicas tareas que han sido realizadas simultáneamente son las de diseño e implementación de la solución.

En el diagrama podemos ver con flechas todas aquellas tareas que son dependientes de la finalización o inicio de otra tarea. De esta forma podemos ver que tanto la fase de diseño del sistema como la de implementación y verificación no comienzan hasta que la fase de análisis del sistema ha concluido.

Por otra parte, también hemos establecido otra relación de comienzo de una etapa con cierto retraso sobre el comienzo de otra fase. Esto es debido a que la fase puede no depender de que la fase anterior se haya completado en su totalidad, pero sí estar ligada a la finalización de una subtarea de esa fase.

En el siguiente diagrama podemos ver la fecha de inicio y finalización de cada fase, así como las subtareas que la componen.

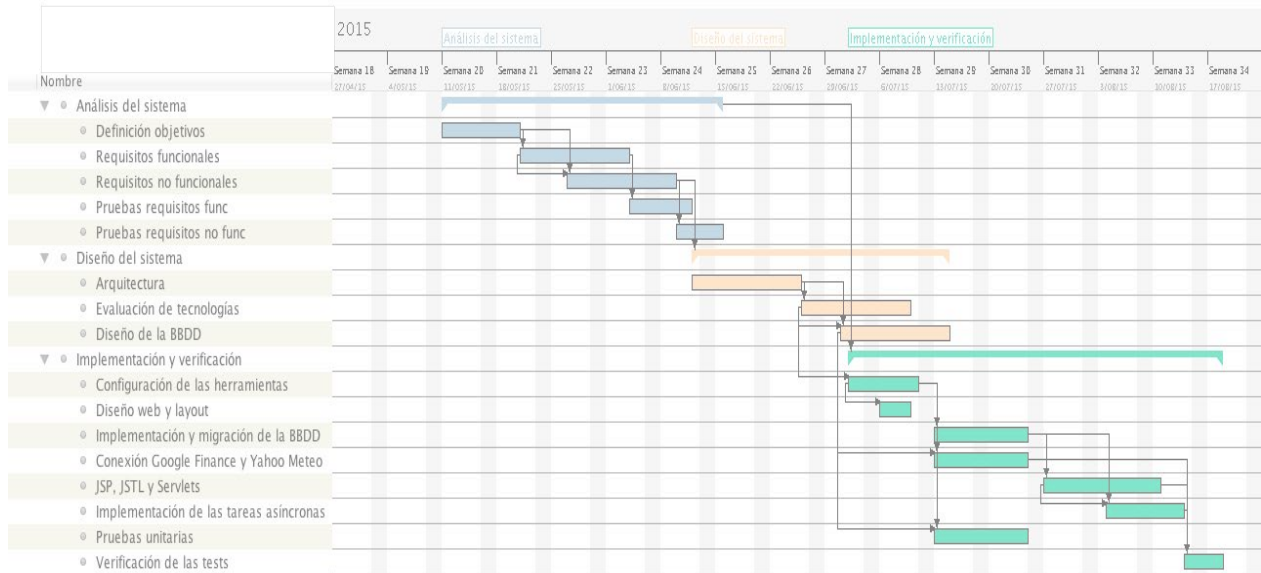


Ilustración 9- Diagrama de Gantt

6.2. Presupuesto

En este apartado se describirán los costes presupuestados para el proyecto. Estos consistirán principalmente en el sueldo para las personas encargadas del desarrollo del proyecto y su mantenimiento. Como veremos, los costes fijos serán muy reducidos ya que no se requiere un equipo especializado.

Dividiremos el presupuesto por el coste que ha sido necesario para realizar el desarrollo de proyecto, finalizando esta partida de presupuesto en el momento en que se ha llevado a cabo la última fase de pruebas. Por otra parte, se especificarán los costes necesarios en los que se incurriría si se quisiera distribuir la plataforma al público.

6.2.1. Presupuesto de desarrollo

6.2.1.1. Hardware

Para el desarrollo del proyecto en el apartado de hardware, sólo se ha necesitado un ordenador con las siguientes especificaciones:

Componente	Características
Sistema operativo	OS X Yosemite (10.10.5)
Procesador	Intel Core i7 (2GHz)
Memoria RAM	4 GB
Capacidad en disco duro	1 TB
Tarjeta gráfica	AMD Radeon HD 6490M 256 MB
Año de adquisición	2011

Tabla 35- Características del hardware

El coste del ordenador fue de 1.500€ en 2011 por lo que aplicando una amortización lineal dividida en un periodo de 8 años, que es el que estimamos tendrá de vida útil el ordenador, obtenemos un coste de amortización de 187,5 €. Dado que el periodo que el equipo ha estado dedicado a la tarea ha sido de 6 meses, obtenemos un coste fijo total por el equipo utilizado de 93,75€.

6.2.1.2. Software y licencias

Dado el objetivo de eliminar los costes por licencia utilizando software libre, al término del proyecto no ha sido necesario pagar ninguna licencia. De momento, dado que no se comercializará la plataforma de forma privativa, tampoco es necesario adquirir una

licencia de MySQL, aunque podría ser necesario en un futuro. En tal caso se podría o bien adquirir la licencia, o elegir algunas de las alternativas *open source* mencionadas.

Los gastos por software se limitan al paquete Microsoft Office utilizado para realizar la documentación y planificación del proyecto. Esta herramienta fue adquirida en 2011 junto al ordenador y, por lo tanto, le aplicaremos el mismo sistema de cálculo de los costes mediante amortización lineal. De esta forma, tenemos que el coste del paquete Microsoft Office 2010 fue de 115€. Si establecemos el mismo periodo de amortización de 8 años y utilizamos el periodo de 6 meses como base, tenemos que el coste imputable al desarrollo del proyecto es de 7,19€.

6.2.1.3. Coste de personal

Se desglosará por roles el coste del proyecto de acuerdo a las horas necesarias para desempeñar cada tarea y el salario estimado que hubiera percibido un profesional cualificado.

El proyecto ha sido desarrollado por una única persona, pero se desglosará el precio por cada uno de los roles establecidos.

Rol	Salario (€/hora)	Horas	Coste final
Analista financiero	20 €/h	240 h	4.800€
Analista del sistema	24 €/h	150 h	3.600€
Diseñador del sistema	22 €/h	100h	2.200€
Diseñador web	13€/h	15 h	195€
Ingeniero de backend	18 €/h	20 h	360€
Desarrollador	16 €/h	120h	1920€
Encargado de QA	12 €/h	80h	960€
Total	AVG: 19,36€	725h	14.035€

Tabla 36- Roles y salarios

6.2.1.4. Presupuesto total del desarrollo del proyecto

A continuación, se muestra un resumen del presupuesto total del proyecto incluyendo tanto los costes de equipo como los de personal.

Descripción	Coste
Hardware	93,75€
Software	7,19€
Salarios	14.035€
Total	14.135,94€

Tabla 37- Presupuesto de desarrollo del proyecto

6.2.2. Presupuesto de lanzamiento

En este apartado describiremos todos aquellos costes necesarios para el lanzamiento de la plataforma al público. El periodo que utilizaremos para calcular los costes será el de un año, por lo que si la herramienta permaneciese activa durante más tiempo se tendrían que actualizar los costes. El desglose se hace para esta primera versión, en caso de incluir mejoras, podría ser necesario destinar más presupuesto a esta partida.

El gasto en el que se incurriría en esta fase del proyecto, sin incluir ninguna de las propuestas de mejora, incluiría el web hosting y los servidores. Para ello hemos estimado un presupuesto mensual de 10€. Se trata de un coste ligeramente superior al de 5€ que ofrecen la mayoría de proveedores por proyectos de tamaño pequeño o medio, por lo que nos da cierta flexibilidad en el caso de un aumento de las necesidades del sistema. Por lo tanto, el coste total anual es de 120€.

No nos vamos a decantar por ninguno de los paquetes profesionales, por el momento, a menos que se demuestre que es necesario para el correcto funcionamiento, ya que incurriríamos en un gasto a priori innecesario.

6.2.3. Presupuesto de desarrollo y lanzamiento del primer año.

En la tabla podemos ver el coste total incluyendo desarrollo y despliegue necesario para que la plataforma esté activa durante el primer año.

Descripción	Coste
Hardware	93,75€
Software	7,19€
Salarios	14.035€
Web hosting y servidores dedicados	120€
Total	14.255,94€

Tabla 38- Presupuesto total de funcionamiento en primer año

7. CONCLUSIONES Y PROPUESTAS DE MEJORA

7.1. Conclusiones

7.1.1. Conclusiones del estudio estadístico

En este apartado vamos a intentar responder a las preguntas planteadas sobre la influencia de los factores ambientales en los mercados financieros. Por lo tanto, nos centraremos más en el aspecto teórico que en el uso que finalmente hagamos de los resultados. Las conclusiones que se pueden extraer variarán en función del punto de vista que se tome y del uso que se pretenda hacer de los resultados.

Las conclusiones dependerán, en gran medida, del modelo elegido y de la composición de las variables meteorológicas escogidas. En los resultados se han incluido modelos que, a priori, considerábamos que no debían obtener resultados significativos, como el modelo con todas las variables meteorológicas, por la alta correlación entre algunas de sus variables explicativas. Sin embargo, estos análisis se han realizado con el objetivo de asegurar la máxima exhaustividad del estudio.

Basándonos en investigaciones anteriores, partíamos de la premisa de que las dos variables que debían tener un mayor impacto sobre el estado anímico de los inversores eran tanto la insolación como la temperatura. Esto deriva también de una hipótesis inicial, que es la que a su vez condujo a los primeros investigadores a utilizar estas variables: tanto la temperatura como la insolación son los dos factores climatológicos que tienen un mayor grado de influencia sobre el estado anímico.

Los resultados así lo confirman; la temperatura es la variable que mayor representatividad obtiene en los modelos individuales. El modelo conjunto entre temperatura y porcentaje de sol es el que mayor capacidad explicativa tiene dentro de los modelos de regresión lineal múltiple. Sin embargo, es destacable el hecho de que la insolación tenga un menor peso que la temperatura, ya que, por norma general, en los estudios de referencia, la insolación tenía una mayor relevancia.

Como se ha comentado anteriormente, de las teorías iniciales sobre las que partíamos, la única que se ha visto rebatida es la del coste de oportunidad. Nuestro planteamiento era que cuanto más agradable fuera el día, medido en términos de una mayor cantidad de luz solar y temperatura, los inversores se verían menos motivados a dedicar su

tiempo a invertir. Al utilizar su tiempo para actividades de ocio se reduciría el número de transacciones en el mercado. Sin embargo, podemos ver que la relación que se da, tanto con la temperatura como con la insolación, es directamente proporcional al volumen de transacciones. De esta forma cuanto mayor sea la temperatura y el número de horas de sol, mayor será la actividad en el mercado.

No existe un motivo obvio que pueda explicar estas variaciones frente a otras investigaciones, o la mayor importancia de la temperatura frente a la insolación. Pero hay diferentes factores que pueden tener relación con estas diferencias respecto a los estudios base como pueden ser:

- En primer lugar, el modo en el que afectan las variaciones del clima a los inversores de Madrid puede cambiar totalmente en otras ciudades. Este factor ya se ha tenido en cuenta durante la elaboración de los modelos y, por ejemplo, las temperaturas que sirven como cotas mínimas y máximas se han adaptado a la meteorología de Madrid. Una forma de comprobar si se debe a este factor sería realizar este mismo estudio en otros mercados que tengan condiciones climáticas similares a Madrid y en otros que tengan condiciones similares a las ciudades de Alemania utilizadas en el estudio de Schmittman, Pirschel, Hacketal y Meyer [1] .
- Respecto al coste de oportunidad, consideramos que el aumento de la disponibilidad de medios telemáticos puede estar estrechamente relacionada con la diferencia en el signo de la relación. La tecnología ha facilitado que el inversor no tenga que estar presencialmente en su lugar de trabajo. Como consecuencia, un día agradable puede afectar positivamente al ánimo haciendo que sea más propenso a una actividad más intensa (en otros estudios se demuestra que se reduce la aversión al riesgo, aumentando la propensión a comprar). Por lo tanto, esto no provocaría una reducción de la actividad debido al interés del agente en disfrutar de su ocio, ya que podría realizar ambas actividades simultáneamente.
- Otra posible interpretación es que el hecho de aumentar el número de horas de sol afecta a la percepción del tiempo transcurrido durante el trabajo. En algunos establecimientos, como los centros comerciales o casinos, se intenta disminuir la sensación de paso de tiempo sobre sus consumidores mediante el uso de sistemas de simulación de luz natural para incentivar que estos continúen consumiendo. De igual forma, en un día con un mayor número de horas de luz

los inversores pueden tener la falsa sensación de que es más temprano y, por lo tanto, continuar durante más tiempo su actividad.

En cambio, el efecto sobre el ánimo de los inversores y su aversión al riesgo presenta unos resultados similares a los esperados. Se confirma la relación entre temperatura, insolación y rentabilidad del mercado. Existe una relación directa entre estas variables y el valor de los activos. Sin embargo, como podemos apreciar, este efecto tiene un límite para la temperatura. En el caso de que se supere la cota máxima establecida, 33 grados, el usuario percibe este aumento como desagradable y tendrá un efecto negativo. Lo mismo ocurre cuando la temperatura mínima desciende por debajo de la cota inferior, aunque en este caso lo que hace es acrecentar la influencia negativa de un descenso elevado de las temperaturas.

Se puede concluir, por tanto, que existe una relación entre las variaciones climatológicas y el desempeño en el Ibex 35. Se ha probado a un nivel de significación del 5% que puede afectar tanto al rendimiento de los activos como al nivel de actividad desempeñada por los agentes. Estos resultados siguen la línea de los obtenidos en investigaciones previas realizadas en otros mercados.

Consideramos que este modelo y su consecuente plataforma web pueden ser de utilidad si se consideran como una fuente de información adicional. Este es un estudio que puede servir como complemento para una herramienta de predicción basada en el posible comportamiento imperfecto del mercado debido a las alteraciones en la racionalidad de los agentes involucrados.

Existen diversos fenómenos que han sido estudiados en este campo, por lo tanto, una plataforma capaz de englobarlos podría ofrecer una visión complementaria al inversor frente a los indicadores tradicionales. Algunos ejemplos ya han sido documentados previamente en este documento. Las opciones planteadas son un híbrido entre sesgo por el estado anímico de los inversores e información tradicional financiera.

Respecto a la pregunta de si un inversor puede obtener un mayor rendimiento en sus inversiones basándose únicamente en los cambios climatológicos, nuestra respuesta sería negativa. Esto podría llevar a sobreestimar su capacidad predictiva y a despreciar otras fuentes de información más relevantes. Por ejemplo, un posible anuncio del FMI tiene una influencia mucho mayor sobre el mercado, pudiendo hacer que la predicción del modelo climatológico sea errónea.

Sin embargo, consideramos que dada la probada significación de los modelos propuestos, puede ser de interés para un inversor conocer si las condiciones ambientales pueden jugar algún papel en el desarrollo de la actividad. Especialmente

para aquellos días con condiciones extremas, que son los que mayor capacidad predictiva han demostrado tener.

Además, esto también puede ser utilizado por el inversor para reconsiderar sus decisiones y analizar si es posible que él mismo esté siendo víctima del efecto del clima sobre su racionalidad. Como se ha visto, la propensión a comprar activos de riesgo es mayor, y se pueden llevar a cabo valoraciones sesgadas. Esta herramienta puede servir como una fuente de conocimiento alternativa para valorar si esa decisión puede estar siendo influenciada por las condiciones ambientales.

7.1.2. Conclusiones del desarrollo de la plataforma web

Consideramos que el objetivo principal de la aplicación: mostrar de una manera sencilla y clara la predicción diaria del rendimiento del Ibex 35 basándonos en el estudio del efecto de la meteorología sobre los inversores, se ha cumplido. Una vez la página web ha sido cargada, el usuario tiene a su disposición la predicción de forma, tanto textual como gráfica, mostrando claramente si la tendencia es optimista, pesimista o neutral.

También se ha conseguido presentar de una forma sencilla la información práctica del desempeño del mercado en tiempo real. Se ofrecen tanto los valores actuales como los de cierre del día anterior y la variación. Esto ayuda a aumentar la base de usuarios potenciales de la aplicación, ya que, aunque no vayan a utilizar la predicción, pueden acceder para comprobar la situación de las acciones.

En este sentido consideramos que la ausencia de un exceso de información puede suponer una ventaja competitiva para atraer a aquellos usuarios que únicamente quieran comprobar el estado de sus acciones. En numerosas ocasiones, las plataformas financieras presentan un exceso de datos que pueden saturar al usuario y hacer que éste se decante por plataformas más sencillas. En muchas de estas plataformas el usuario debe llevar a cabo muchos pasos ya que las herramientas de análisis y noticias se presentan en las páginas de inicio y complican el acceso a la información básica. Dado que hay muchos usuarios que acceden frecuentemente, pero únicamente para comprobar si ha habido variaciones en la valoración de los activos, la facilidad de presentación de nuestra plataforma puede suponer una gran ventaja.

Uno de los objetivos principales de la herramienta en el aspecto técnico es que sea un proyecto que pueda implementarse en su totalidad utilizando únicamente recursos externos *open source*. De esta forma queremos crear una estructura que pueda ser utilizada para desarrollar otras plataformas que satisfagan necesidades completamente diferentes.

Debido a que la plataforma actualmente no lleva a cabo tareas excesivamente pesadas, no se ha tomado el rendimiento como uno de los factores fundamentales. Sin embargo, consideramos que la arquitectura empleada y las tecnologías utilizadas permiten que esta estructura pueda ser usada en proyectos de un tamaño medio en número de usuarios y accesos a la base de datos.

Si en un futuro se quisiera lanzar esta herramienta al público, especialmente si se introducen las mejoras propuestas, podría ser necesario realizar modificaciones de tal forma que se permita un mayor número de accesos concurrentes manteniendo unos

niveles de eficiencia adecuados. Igualmente, no hay que olvidar la necesidad de realizar las tareas necesarias para verificar la seguridad del sistema y la integridad y privacidad de los datos.

Otro punto importante era conseguir que la herramienta fuera escalable y de fácil mantenimiento. Se ha abogado en todo momento por utilizar las plataformas, tecnologías y recursos más aceptados de tal forma que se reduzca la necesidad de formación previa para las personas que continúen desarrollando la aplicación. El resultado es que el proyecto puede delegarse en cualquier desarrollador que tenga los conocimientos necesarios de Java y la teoría necesaria para comprender el flujo de la arquitectura y cómo los diferentes componentes interactúan entre sí.

7.2. Propuestas de mejora

7.2.1. *Propuestas de mejora del estudio estadístico*

A continuación, se plantearán una serie de alternativas que pueden mejorar o complementar los resultados obtenidos.

7.2.1.1 Establecimiento de muestras de población

Sería de interés realizar este estudio dentro de subgrupos del sistema financiero. De forma similar a como hacen en su estudio Schmittman, Pirschel, Meyer y Hacketal [1] que utilizan datos de inversores particulares y no del mercado en su totalidad. Igualmente, excluyen toda aquella actividad que no pueda verse afectada por la climatología, como son los *trades* realizados automáticamente.

Realizando este estudio es más probable encontrar una relación entre el clima y cómo afecta al estado psicológico de los inversores. También conseguimos relacionar de una forma más clara el clima y los inversores, ya que se incluyen únicamente los inversores de la zona meteorológica considerada.

Desde un punto de vista puramente teórico, se puede explicar más claramente la relación entre comportamiento del inversor y ambiente. En nuestro estudio, al querer obtener predicciones sobre el conjunto del mercado, no se han excluido las operaciones realizadas por individuos o entidades fuera de Madrid. Por ello sería interesante ver si aumenta la influencia al utilizar como muestra únicamente las operaciones de los inversores que pueden verse influidos por la climatología de Madrid.

7.2.1.2. Sistemas de regresión no lineales

En este estudio se ha utilizado un sistema de regresión lineal para calcular el valor de los predictores. También, se podrían haber utilizado otras alternativas como sistemas de regresión no lineales tales como las redes de neuronas o los sistemas de reglas.

Un ejemplo de estas técnicas aplicadas al Ibex 35 es el trabajo realizado en 2009 por Sorrosal y Ramírez [18]. En él, estudian la posibilidad de que existan anomalías en el funcionamiento del mercado provocadas por los llamados efectos de calendario. Se han mencionado previamente algunos de estos efectos como el efecto lunes, el efecto de las vacaciones, primer día de mes, etc. En esta investigación tratan de demostrar la existencia de una ineficiencia del mercado causada por factores externos al mismo. Mediante un mapa auto-organizado (SOM), una red neuronal artificial, consiguen demostrar la existencia de este fenómeno en el Ibex 35.

Por lo tanto, creemos que el uso de sistemas no lineales podrían ser una alternativa interesante para intentar obtener un mayor grado de conocimiento del efecto de la climatología sobre el Ibex 35.

7.2.1.2. Estudio pormenorizado de cada empresa del índice

En otros estudios se ha considerado la posibilidad de que el efecto se manifieste de una forma más intensa en las empresas de mayor riesgo. De acuerdo con los resultados de Bassi, Colacito y Fulghieri [2], un día de buen tiempo aumenta la predisposición de las personas a elegir opciones más arriesgadas.

La investigación de Zadorozhna [26] no ha obtenido resultados que soporten la teoría de que hay empresas con mayor propensión a verse afectadas por las variaciones del clima. Estas investigaciones muestran variaciones entre las diferentes empresas, principalmente en la importancia de cada variable del modelo, pero a un nivel muy reducido. Sería interesante trasladar este estudio al Ibex 35 ya que no se ha realizado nunca sobre este mercado.

7.2.2. Propuestas de mejora de la plataforma web

7.2.1.1. Inclusión de otros mercados

Una opción muy interesante sería la de ofrecer al usuario la posibilidad de ver tanto la predicción del estudio como los valores en tiempo real de otros mercados financieros a su elección.

Esta mejora, aunque parece sencilla, supone un coste importante en tiempo. En primer lugar, sería necesario recopilar la información meteorológica y financiera de cada mercado que se quiera añadir. A continuación, sería necesario realizar el estudio con la misma metodología pero los resultados obtenidos pueden ser diferentes, como variables con mayor peso. Por ello, sería necesario introducir cambios en el modelo predictivo como las cotas máximas y mínimas de las variables de control, los días anómalos o las fiestas nacionales.

Concluida esta primera fase, habría que llevar a cabo la migración de los datos de cada mercado a la BBDD modificando el esquema de la BBDD para incluir un campo que indique el mercado al que se refiere la información. Además, habría que sincronizar nuevas tareas asíncronas que modificaran las tablas de cada uno de los mercados en tiempos diferentes, de acuerdo al momento de apertura y cierre de cada mercado.

Para que el usuario pudiera cambiar el mercado, se le presentaría un desplegable que activaría un formulario que se enviaría a un Servlet dedicado a tramitar estas peticiones. Éste realizaría la petición a la BBDD y las llamadas remotas a Yahoo y a Google. Como respuesta, pasaría a la vista los datos actualizados con el nuevo mercado. Esto permitiría al usuario interactuar con la aplicación y que pueda comprobar las diferencias en los comportamientos de los diferentes mercados, así como comprobar los activos en caso de operar en distintos países.

Una de las ventajas desde el punto de vista técnico es la posibilidad de usar la API de Yahoo Finance para obtener los datos financieros. Este servicio es mucho más amplio que el de Google y además está respaldado por Yahoo mientras que usando el servicio de Google Finance existe el riesgo de que Google desactive el servicio definitivamente en el futuro. Como hemos expuesto anteriormente, el único motivo por el que hemos optado por Google Finance para recabar los datos del Ibex 35 es porque Yahoo Finance dejó de ofrecer los datos para este índice aunque ofrece y mantiene el soporte para la mayoría de mercados financieros.

7.2.1.2 Configuración de carteras personalizadas

La posibilidad de tener una cuenta de usuario en la que introducir los valores que se quieren supervisar, aumentaría considerablemente la utilidad de la plataforma. Esta es una funcionalidad que ofrecen la mayoría de plataformas web y aplicaciones móviles. El usuario puede configurar tanto las compañías que quiere introducir en su cartera como el número de acciones de cada una.

Esto permite un seguimiento más detallado y fácil de los activos que son relevantes para el usuario. Una vez que haga *login*, se puede dar preferencia a sus valores respecto al resto.

También se pueden mostrar resultados personalizados, como el valor de la cartera en tiempo real o su variación respecto a los días anteriores. Como se comentó en la parte económica, se propuso como mejora la realización del estudio de la influencia de los factores ambientales sobre cada una de las empresas para comprobar si las de mayor riesgo presentan estimaciones diferentes. De llevarse a cabo ese estudio, también podría mostrarse una estimación personalizada de cómo van a comportarse cada uno de los valores del portfolio.

Otra de las alternativas que ofrece esta posibilidad es la de establecer valores mínimos y máximos de los activos del usuario. Dado que tendríamos los datos del correo electrónico, si el usuario establece unos valores máximos o mínimos que le resulten

interesantes, se le podría enviar una notificación cuando esos límites hayan sido alcanzados.

Esta propuesta debería ser la principal mejora a llevar a cabo ya que abre un gran abanico de oportunidades. Pero es necesario tener en cuenta que sería necesario un gran desarrollo ya que, aparte de las modificaciones requeriría nuevos módulos para implementar el proceso de autenticación, también conllevaría la necesidad de implementar un sistema de seguridad que verificase que se cumplen los requisitos de protección de los datos personales de los usuarios.

7.2.1.3. Aplicación móvil

Sólo tendría sentido una vez se hubiera implementado la opción de crear una cuenta de usuario con valores personalizados. Actualmente, la web es totalmente *responsive* por lo que se puede visualizar fácilmente en un dispositivo móvil.

Si se materializase la posibilidad de tener los datos personales almacenados en una cuenta de usuario, la aplicación móvil tendría un potencial mucho mayor que la plataforma web.

En primer lugar, la gestión de las notificaciones sería mucho más sencilla ya que el canal que utilizaría la web sería el del correo electrónico requiriendo, por tanto, que el usuario acceda a otra herramienta. Sin embargo, en una app el acceso es mucho más sencillo pudiendo verse las notificaciones cómodamente en la pantalla.

Dado que la notificación de eventos es fundamental para que el usuario esté en todo momento informado del rendimiento de sus activos, consideramos que el dispositivo móvil cumple mucho mejor esta función, ya que ofrece una mayor accesibilidad desde cualquier lugar.

8. BIBLIOGRAFÍA

- [1] Schmittmann Jochen M., Pirschel Jenny, Meyer Steffen, Hackethal Andreas, Goethe Universität Frankfurt am Main, Enero 2014, *"The Impact of Weather on German Retail Investors"*, Frankfurt (Alemania), Pp. 72, Código JEL: D03, G11, G12, Keywords: Weather; individual investor; mood; trading behavior; stock market

- [2] Bassi Anna, Colacito Riccardo, Fulghieri Paolo, 28 de Febrero 2013, "O Sole Mio: An Experimental Analysis of Weather and Risk Attitudes in Financial Decisions", Oxford University Press on behalf of The Society for Financial Studies, The Review of Financial Studies / Vol. 0, No. 0, Pp. 29, Doi:10.1093/rfs/hht004

- [3] Goetzmann William N., Ning Zhu, Enero 2003, "Rain or Shine: Where is the Weather Effect?", National Bureau of Economic Research, Pp.31, Código JEL No. G12, G14, Disponible en: <http://www.nber.org/papers/w9465>

- [4] Goetzmann William N., 1 de Enero de 2015, *"Weather-Induced Mood, Institutional Investors, and Stock Returns"*, The Review of financial studies, vol.28, Pp. 73-111. Keywords: Asset Pricing, Trading Volume, Bond Interest Rates Northern America Arbitrage Behavioral Finance: Underlying Principles Portfolio Choice, Investment Pension Funds, Non-bank Financial Institutions, Financial Instruments, Institutional Investors Stocks Institutional Investors U.S Stock Returns Information and Market Efficiency, Event Studies, Insider Trading

- [5] Saunders Jr Edward M., 5 de Diciembre de 1993, *"Stock prices and Wall Street Weather"*, The American Economic Review, American Economic Association, Vol. 85, No. 5, Pp. 1337-1345, Disponible en: <http://www.jstor.org/stable/2117565>

- [6] Hirshleifer Davis, Shumway Tyler, Junio 2003, *"Good Day Sunshine: Stock Returns and the Weather"*, The Journal of Finance, Wiley for the American Finance Association, Vol. 58, No. 3, Pp. 1009-1032, Disponible en: <http://www.jstor.org/stable/3094570>

- [7] Holt Charles A., Laury Susan K., Diciembre 2002, *"Risk Aversion and Incentive Effects"*, The American Economic Review, Vol. 92, No. 5, Pp. 1644-1655 Keywords: lottery choice, risk aversion, incentive effects, hypothetical payoffs. Disponible en: <http://www.jstor.org/stable/3083270>

- [8] Pardo Ángel, Valor Enric, 2003, *"Spanish Stock Returns: Where is the Weather Effect?"* , European Financial Management, Vol. 9, No. 1, 2003, Pp. 117–126, Código JEL: G12, G14, D84. Keywords: stock returns; weather; trading system.
- [9] Curme Chester, Tobias Preis , Stanley H. Eugene, Moat Helen Susannah, 12 de Agosto de 2014, *Center for Polymer Studies and Department of Physics, Boston University, Boston, Warwick Business School, University of Warwick, Coventry, United Kingdom* , "Quantifying the semantics of search behavior before stock market moves", Vol. 111, No. 32, Pp. 11600–11605
Disponible en: www.pnas.org/cgi/doi/10.1073/pnas.1324054111
- [10] Moat Helen Susannah, Curme Chester, Avakian Adam, Kenett Dror Y., H. Stanley Eugene, Preis Tobias, 8 de Mayo 2013, *"Quantifying Wikipedia Usage Patterns Before Stock Market Moves"* , Scientific Reports, 3, 1801, DOI: 10.1038/srep01801, Keywords: Computational Science, Information theory and computation, Applied Physics, Statistical Physics, Thermodynamics and Nonlinear dynamics
- [11] Ashton J. K., Gerrard B., Hudson R., 2003, *"Economic impact of national sporting success: evidence from the London stock Exchange"*, Applied Economics Letters, Taylor Francis Ltd ,Vol. 10, Pp. 783–785, ISSN 1350–4851 print/ISSN 1466–4291 online, DOI: 10.1080/1350485032000126712
- [12] Kaplanski Guy, Levy Haim, University of Washington School of Business Administration, Abril 2010, *"Exploitable Predictable Irrationality: The FIFA World Cup Effect on the U.S. Stock Market"*, The Journal of Financial and Quantitative Analysis, Vol. 45, Vo. 2, Pp. 535- 553, Cambridge University Press
Disponible en: <http://www.jstor.org/stable/27801494>
- [13] Gómez Martínez Raúl y Prado Román Camilo, Departamento de Economía de la Empresa, Facultad de Ciencias Jurídicas y Sociales, Universidad Rey Juan Carlos, 13 de Abril 2014, *"Sentimiento del inversor, selecciones nacionales de fútbol y su influencia sobre sus índices nacionales"*, Revista Europea de Dirección y Economía de la Empresa, Pp. 16, Código JEL: G11 G14, Keywords: Aversión al riesgo Deportes Fútbol Índice financiero Sentimiento del inversor
- [14] Britten-Jones Mark, Abril 2012, *"The Sampling Error in Estimates of Mean-Variance Efficient Portfolio Weights"*, The Journal of Finance, Wiley-Blackwell for the American Finance Association , Vol. 54, No. 2, Pp. 655-671, Disponible en: <http://www.jstor.org/stable/2697722> .

- [15] Young-Hyun Cho, Linton Oliver, Whang Yoon-Jae, 29 de Septiembre 2006, *"Are there Monday effects in Stock Returns: A Stochastic Dominance Approach"*, Pp. 29, JEL Classification: C12,C14,C15,G13,G14, Keywords: Efficient Markets; stock market anomalies; subsampling
- [16] Eisenhauer Joseph G., 2009, *"Explanatory Power and Statistical Significance"*, 2009, Teaching Statistics. Vol. 31, No. 2, Pp. 5 keywords: Teaching; Adjusted R2.
- [17] Kamstra Mark J., Kramer Lisa A., Levi Maurice D., Septiembre 2000, *"Losing Sleep at the Market: The Daylight Saving Anomaly"*, The American Economic Review, American Economic Association, Vol.90, No.4, 1005-1011, Disponible en: <http://www.jstor.org/stable/117321>
- [18] Sorrosal Forradellas Teresa M., Ramírez Sarrió Dídac, Mayo 2009, *"An analysis of monthly effects in the spanish market using artificial neural networks"*, Fuzzy Economic Review, Vol. 14, No. 1, , Pp. 31-40 Keywords: calendar effects, time dependence, self organizing maps, Spanish stock market, efficient market hypothesis.
- [19] Bodoff Stephanie, Green Dale, Haase Kim, Jendrock Eric, Pawlan Monica, Stearns Beth, 27 Marzo de 2002, *"J2EE Tutorial, The"*, Addison-Wesley Professional, Pp. 528, Print ISBN-10: 0-201-79168-4, Print ISBN-13: 978-0-201-79168-6
- [20] Carver Matthew, 13 de Octubre 2015, *"The Responsive Web"*, Manning Publications, Pp. 200, Print ISBN-10: 1-61729-124-2, Print ISBN-13: 978-1-61729-124-1
- [21] Djoni Darmawikarta, Mona Setiadi, 1 de Junio 2014, *"SQL for MySQL: a beginner's tutorial"*, Brainy Software, Pp. 140, Web ISBN-13: 978-0-9808396-7-8
- [22] Iverson Will, 22 de Noviembre 2005, *"Hibernate: A J2EE Developer's Guide"*, Addison-Wesley Professional, Addison-Wesley Professional, Pp. 384, Print ISBN-10: 0-321-26819-9, Print ISBN-13: 978-0-321-26819-8
- [23] Zambon Giulio, 26 de Septiembre 2012, *"Beginning JSP, JSF and Tomcat: Java Web Development"*, Apress, Pp. 436, Print ISBN-10: 1-4302-4623-5, Print ISBN-13: 978-1-4302-4623-7
- [24] Perry Bruce W., 21 de Enero 2004, *"Java servlet and JSP cookbook"*, O'Reilly Media, Inc., Pp. 748, Print ISBN-13: 978-0-596-00572-6

[25] Cavaness Chuck, 8 de Junio 2006, *"Quartz Job Scheduling Framework: Building Open Source Enterprise Applications"*, Prentice Hall, 360pp, Print ISBN-10: 0-13-188670-3, Print ISBN-13: 978-0-13-188670-4

[26] * Zadorozhna Olha, 2009, *"Does weather affect stock returns across emerging markets?"*, Dir: Coupé Tom, Economía, Kyiv School of Economics, Kiev, Ucrania

[27] * Lidemar Adam, Karlsson Christian, 2014, *"The effects of sport results on domestic stock market index"*, Dir: Troelsen Troels, Economía y finanzas aplicadas, Copenhagen university, Copenhagen, Dinamarca, Pp. 104, Keywords: Investor sentiment, Behavioral Finance, Efficient market hypothesis

* De estos trabajos se extraen , principalmente, propuestas que pueden resultar interesantes. Sus conclusiones deben ser consideradas tomando en cuenta que se son estudios académicos para la finalización de estudios y no trabajos publicados en medios oficiales.

Se ha utilizado para citar la bibliografía el sistema UNE-ISO: 690:2013 para trabajos multidisciplinares. Se ha añadido además las keywords y el código JEL en los casos en los que aplica.

Se puede encontrar el formato en la web de la biblioteca:
<http://uc3m.libguides.com/TFM/citar/ejemplos>

9. ANEXO

9.1. Glosario de acrónimos y definiciones

9.1.1. Acrónimos

- **BBDD:** Base de datos.
- **MVC:** Patrón modelo-vista-controlador
- **J2EE:** Arquitectura Java EE (Java Platform, Enterprise Edition=
- **HTML:** HyperText Markup Language, se trata del lenguaje más extendido para crear páginas web.
- **XML:** Extensible Markup Language que se utiliza generalmente para almacenar datos en grandes documentos que son leídos por un amplio abanico de componentes.
- **CSS:** Cascading Style Sheets, lenguaje que permite modificar el estilo que presentan las páginas web.
- **JSON:** JavaScript Object Notation, se trata de una forma ligera de almacenar datos que suele competir con XML, y que presenta como principal beneficio su mayor facilidad a la hora de ser parseado.
- **API:** Application Programming Interface, es el conjunto de llamadas y procedimientos que ofrece una librería.
- **JSP:** Java Server Pages, permite la creación de código web dinámico HTML utilizando código Java.
- **EJB:** Enterprise Java Beans, es una de las API que ofrece el estándar J2EE para el tratamiento de objetos desde el lado del servidor.
- **EIS:** Enterprise Information System, capa perteneciente a la arquitectura J2EE que establece conexiones con otros servicios externos.

- **JVM:** Java Virtual Machine
- **ORM:** Object-relational mapping. Se refiere al proceso de convertir datos en forma de objetos a un formato que pueda ser leído por una BBDD relacional.
- **JPA:** Java Persistence API, es un framework que permite que se encarga de la persistencia entre los objetos Java y las BBDD.
- **SOM:** Red neuronal artificial que es entrenada utilizando aprendizaje no supervisado.
- **Jar:** Java Archive, es un tipo de archivo que permite ejecutar aplicaciones escritas en el lenguaje Java.
- **CSV:** Comma Separated Values, son un tipo de fichero que sirve para recoger un gran número de datos en los que las columnas se separan por comas.
- **AEMET:** Agencia Estatal de Meteorología
- **JEL:** Es un sistema de clasificación utilizado de la literatura educativa en el campo de la economía para usarlo en el Journal of Economic Literature (JEL)
- **R^2 :** R cuadrado, también llamado coeficiente de determinación

9.1.2. Definiciones

- **Servlet:** Es un programa Java que se ejecuta en servidor Web.
- **Desestacionalización:** Proceso por el cual se mide el valor de una variable teniendo en cuenta el momento del año en el que se produce. El valor desestacionalizado será el valor recogido menos la media de esa variable en el mismo día del año.
- **Moodstock:** Nombre otorgado a la plataforma web de predicción de la influencia de los factores ambientales sobre los inversores.
- **StockBuzz:** Aplicación desarrollado por el BBVA que predice cómo se comportará el mercado basándose en los comentarios de Twitter.
- **Dummy:** Se denominan variables dummy a aquellas que únicamente toman el valor de 1 o 0 dependiendo de si se ha producido un efecto o no.
- **Responsive:** Se refiere a Responsive Web Design, las páginas web que cumplen esta característica son capaces de adaptar su apariencia al dispositivo en el que están siendo mostradas, pudiendo ser visualizadas correctamente en cualquier tamaño de pantalla.
- **Login:** Proceso de autenticación por el cual el usuario introduce su nombre de usuario y contraseña y se comprueba que sea correcto antes de poder acceder a la aplicación o cuenta.
- **Debug:** Se trata del proceso de depuración del código para encontrar posibles fallos.
- **Gretl:** Programa estadístico de distribución open source.
- **Trade:** Operación de compra o venta de activos financieros.
- **Keyword:** Palabras utilizadas para realizar una búsqueda.
- **WOEID:** Sistema de códigos utilizado por Yahoo para especificar la localización.
- **Framework:** Se trata de una estructura y tecnología en forma de módulos de software, suele incluir componentes como bibliotecas y módulos para resolver una cuestión particular.
- **App:** Forma coloquial de denominar a las aplicaciones móviles.

- **C:** Lenguaje de programación ampliamente extendido usado principalmente para software de sistemas.
- **Java:** Actualmente el lenguaje de programación más extendido del mundo, es un lenguaje orientado a objetos que destaca por poder ser ejecutado en cualquier dispositivo que tenga una Java Virtual Machine.
- **.Net:** Es un framework desarrollado por Microsoft para el desarrollo de plataformas web.
- **PHP:** Es un lenguaje de programación del lado de servidor para el desarrollo de aplicaciones web.
- **Open source:** En español código abierto, se trata del software o hardware distribuido libremente.
- **EE6:** Java EE6 es la versión 6 de las especificaciones de J2EE distribuidas por Oracles
- **Spring:** Es un framework open source para el desarrollo de aplicaciones en la plataforma Java. Está estructurado en diferentes módulos que ofrecen una variedad de servicios.

9.2 Anexo estudio financiero

Se adjuntan, como anexo en formato Excel, los datos utilizados para obtener los predictores. Este fichero incluye tanto los datos meteorológicos como el valor de cada forma de medir el rendimiento o volumen del mercado.

Dado el tamaño del fichero las celdas contienen únicamente el valor numérico y no la fórmula para obtenerlo. Las operaciones de filtrado y verificación han sido realizadas anteriormente en ficheros auxiliares. Los datos de temperatura están multiplicados por 10 por lo que si en el campo TMaxDes el valor es igual a 30, en realidad se trata de 3 grados centígrados.

9.2.1. Comparación histórica de los resultados

A continuación, hemos realizado un ejercicio teórico consistente en comparar tres periodos distintos de tiempo para comprobar si existen diferencias entre ellos. Se estudiará si el desarrollo de las telecomunicaciones y el auge de las operaciones automáticas han podido contribuir a disminuir la influencia climatológica.

La disponibilidad de acceso desde cualquier localización hace que los usuarios no tengan que estar situados en Madrid disminuyendo, por lo tanto, el porcentaje de usuarios que se ven influidos. Asimismo, también ha habido un aumento espectacular de las operaciones automáticas realizadas por algoritmos informáticos. El volumen de estas transacciones en los últimos años ha crecido significativamente, y es otro efecto que disminuye la influencia del ambiente sobre el comportamiento global del mercado.

Aunque estas diferencias no afectarían a un estudio basado en una muestra compuesta únicamente por inversores residiendo en Madrid, sí puede disminuir la capacidad predictiva del modelo utilizado basado en el total de las operaciones del mercado.

Para comparar las diferencias entre periodos emplearemos los dos modelos que hemos considerado anteriormente como los que tienen una mayor significación estadística para el periodo entre 1995 y 2015.

$$y = \beta_0 + \beta_1 * T_{avg} + \beta_2 * Ptje_{sol} + \beta_3 * T_{max_{hig}} + \beta_4 * T_{min_{low}} + \varepsilon$$

$$Volumen_{(t)} - Volumen_m = \beta_0 + \beta_1 * T_{min} + \varepsilon$$

Se intentará utilizar periodos con el mismo número de días a comparar. Sin embargo, para el primer periodo, tendremos también en cuenta la entrada de España en el euro, para establecer ahí la primera diferenciación. El cambio de monedas era también otro

factor que podía reducir el número de operaciones de inversores extranjeros en el Ibex 35, por lo que es posible que después de 2002 se vean incrementadas las operaciones de clientes de la zona euro.

Los siguientes periodos son desde 2002 hasta 2008, y desde 2008 hasta mediados de 2015.

Como se puede comprobar, hay diferencias considerables tanto entre cada uno de los periodos como con el modelo que engloba todas las observaciones.

En primer lugar, el hecho de disminuir las observaciones en cada periodo a sólo una tercera parte ha hecho, por lo general, disminuir la capacidad explicativa del modelo. Podemos ver cómo los p-valores de cada uno de los modelos han aumentado, siendo imposible rechazar la hipótesis nula al 5% de significación para ninguno de los planteamientos.

En el periodo que engloba desde 1995 hasta 2015, tanto para el efecto anímico y sobre la aversión al riesgo como para el coste de la oportunidad, existen modelos con p-valores menores que el 5%, mientras que ninguno de estos modelos se confirma al 5%. El más cercano es el de coste de oportunidad de 2008-2015 que puede ser defendido al 10%.

También podemos observar que se producen cambios de signo en algunos periodos frente al modelo con el total de observaciones:

- Desde 2008-2015 la variable de control sobre la temperatura máxima tiene un efecto positivo comparado con el resto de periodos en el que es negativo. Esto se puede deber a un aumento de las temperaturas durante estos años, de tal forma que el nivel para considerar un día excepcionalmente caluroso estuviera por encima de los 33 grados. También puede ocurrir que se haya disminuido la incomodidad de trabajar a una temperatura mayor gracias a la introducción y mejora de los sistemas de aire acondicionado en todos los lugares de trabajo. Esto, unido a la posibilidad de trabajar desde cualquier localización, puede haber influido en el efecto que tiene sobre los inversores el hecho de que se superen los 33 grados.
- El predictor basado en la temperatura mínima para explicar el coste de oportunidad toma un valor negativo en los dos primeros periodos. De esta forma se obtendrían resultados similares a los que hemos encontrado en estudios anteriores, aunque la significación es demasiado baja para ser

relevante en estos casos. En estos periodos, los resultados están alineados con la idea de que al aumentar las temperaturas, y preferir los inversores disfrutar de más horas de ocio que de trabajo se disminuye el nivel de transacciones en el mercado. En cambio, esta tendencia se altera en el periodo desde 2008-2015 siendo positivo el efecto de la temperatura mínima sobre la intensidad de la actividad en el mercado. Una vez más, sólo podemos conjeturar sobre las causas, pero parece plausible que se deba a la posibilidad de realizar la actividad desde cualquier lugar y en tiempos menores. El inversor no tiene que estar situado en un punto específico para desarrollar su actividad, y la puede compatibilizar más fácilmente con actividades de ocio al agilizarse los métodos de transacción.

Por lo tanto, no podemos afirmar que el efecto fuese mayor en los periodos iniciales ya que, como vemos, sólo el fenómeno del coste de oportunidad se puede explicar a un 10% de significación desde 2008-2015. Es indiscutible que la disminución del número de observaciones ha reducido considerablemente la capacidad explicativa del modelo.

Los datos que tenemos disponibles no nos permiten estudiar periodos de tiempo mayores y en los que se pueda establecer la diferenciación entre un periodo de tiempo anterior a la entrada del sistema informatizado y otro con el sistema implantado. Sería interesante realizar este mismo estudio con datos anteriores a 1990 para comprobar si ha habido variaciones significativas debido a este cambio.

Nuestro estudio para la herramienta parte precisamente de una fecha posterior a 1990 para aislar este posible condicionante. Se ha querido separar este posible efecto ya que no refleja la situación actual y, para el desarrollo de la herramienta y desde un punto de vista práctico, introduce una distorsión sobre la realidad actual.

Sin embargo, desde el punto de vista teórico sí podría ser interesante comprobar si se producen estas diferencias. Existe un problema añadido a este planteamiento, y es el hecho de que el mercado financiero español ha sufrido cambios drásticos en los periodos estudiados. El Ibex 35, que ha sido el objeto de estudio, entró en acción en 1992, y los registros más antiguos, como una valoración del índice, datan de 1989. Por lo tanto, sería necesario replantearse qué valores se tomarían en un estudio que tomase datos anteriores a 1989 y que pudieran compararse con los tomados en la actualidad.

9.2.2. Estructura de los datos

A continuación, se muestran los resultados obtenidos de los cálculos a través de la herramienta estadística Gretl. Se corresponden con los resultados de realizar la regresión lineal simple o múltiple según corresponda con los datos recopilados meteorológicos y financieros.

Las tablas están estructuradas de tal forma que se muestra, en primer lugar, el valor del predictor para cada una de las variables de cada modelo. En segundo lugar, podemos ver el p-valor que servirá para establecer el nivel de significación para el cual se puede rechazar la hipótesis nula:

$$H_0: \beta_1 = 0$$

Cada una de las tablas se corresponde con las ecuaciones definidas en detalle anteriormente.

La primera columna detalla para cada fila los valores de los modelos de variable única con cada uno de los factores meteorológicos individualmente.

La segunda columna muestra el resultado de tomar como variables explicativas: temperatura media, total de horas de sol, precipitaciones y viento. Para cada una de estas celdas se muestra tanto el valor del predictor como el p-valor de cada variable de ese modelo.

La tercera columna toma el mismo formato que la segunda columna pero sustituyendo el total de horas de sol por el porcentaje de sol.

La cuarta columna muestra los resultados del modelo que toma únicamente temperatura media y porcentaje de sol.

Por último, la quinta columna utiliza el modelo con todas las variables.

La segunda tabla que se muestra para cada ecuación contiene el p-valor del modelo conjunto. Por lo tanto, serán estos valores los que establecerán si el modelo de múltiples variables es significativo o no.

9.2.3 Resultados de los modelos sin variables de control

E1

* Tabla 1

	(1)Individual	(2) 4 variables con totsol	(3) 4 variables ptjesol	(4) Tmed ptjesol	Todos (5)
TMAX	8,4e-6 0,1358				0,000240277 0,4587
TMIN	1,01237e-05 0,1356				0,000257645 0,4272
TMED	1,40614e-05 0,0655*	1,35716e-5 0,0766*	1,36250e-5 0,0758*	1,32594e-05 0,0836*	-0,000481264 0,4850
TOTSOL	7,13203e-06 0,2418	6,69096e-6 0,3234			-5,02026e-05 0,1979
PTJESOL	9,68871e-06 0,1774		9,82361e-06 0,2189	8,549341e-05 0,2332	7,55182e-05 0,1044
PREC	-3,45515e-06 0,5774	1,082777e-06 0,8728	-3,97391e-07 0,9533		-7,99859e-07 0,9064
VIENTO	1,07036e-06 0,5266	1,65816e-06 0,3368	1,727777e-06 0,3169		7,19388e-07 0,7152

Tabla 39- Resultados del modelo de regresión lineal sin variables de control para la ecuación E1

	(2)	(3)	(4)	(5)
P-valor	0,259887	0,21388	0,090094*	0,246263

Tabla 40- P-valor del modelo de regresión lineal sin variables de control para la ecuación E1

* Tabla 39: Cada columna muestra los resultados de calcular el modelo de regresión lineal simple o múltiple, según corresponda.

La columna (1) muestra los resultados del modelo de regresión lineal simple. El primer valor corresponde al valor de β_1 del predictor. El segundo valor se corresponde con el p-valor que sirve para refutar la hipótesis nula $H_0 \rightarrow \beta_1 = 0$.

La columna (2) muestra el resultado del modelo utilizando únicamente la temperatura media para medir el efecto de la temperatura, y como medida de la insolación, el número total de horas. Para cada variable explicativa que utilizada se muestra el valor del predictor y del p-valor.

La columna (3) muestra el resultado del modelo utilizando únicamente la temperatura media para medir el efecto de la temperatura, y como medida de la insolación, el porcentaje de sol durante el día.

La columna (4) muestra el resultado del modelo utilizando únicamente la temperatura media y el porcentaje de sol.

La columna (5) muestra el resultado del modelo de regresión múltiple tomando todas las variables climatológicas.

* *Tabla 40*: En esta tabla se muestra el valor del p-valor. De tal forma que este p-valor es el que se toma para comprobar la hipótesis nula $H_0 \rightarrow \beta_1 = \beta_2 = \beta_3 = \beta_4 = \beta_5 = 0$. Cada columna se corresponde con la columna del mismo número de la tabla 1.

El símbolo * significa que el p-valor está por debajo del valor de significación del 10%, y el ** significa que está por debajo de 5%.

E2

	(1) Individual	(2) 4 con tot	(3) 4 ptje	(4) Tmed ptje	(5) Todos
TMAX	8,565 e-06 0,1863				6,64997e-05 0,8585
TMIN	1,357258e-05 0,0789 *				0,000103326 0,7820
TMED	1,65392e-05 0,0598*	1,55127e-05 0,0797*	1,56832e-05 0,0757*	1,55587e-05 0,0777*	-0,000149448 0,8413
TOTSOL	8,94689e-06 0,202	1,09343e-05 0,1609			-5,0036e-05 0,26477
PTJESOL	1,7913e-05 0,1538		1,4898e-05 0,1052	1,05061e-05 0,2054	8,8701e-05 0,0977*
PREC	2,48115e-06 0,7281	6,90396e-06 0,3752	7,63867e-06 0,3276		6,57248e-06 0,4009
VIENTO	2,956e-07 0,8792	9,14708e-07 0,6452	9,87087e-07 0,6193		-1,11482e-06 0,6232

Tabla 41- Resultados del modelo de regresión lineal sin variables de control para la ecuación E2

	(2)	(3)	(4)	(5)
P-valor	0,221015	0,172519	0,076286*	0,128979

Tabla 42- P-valor del modelo de regresión lineal sin variables de control para la ecuación E1

E3

	(1)Individual	(2) 4 con tot	(3) 4 ptje	(4) Tmed ptje	(5) Tod
TMAX	0,00878643 0,1757				0,0771712 0,8363
TMIN	0,0139152 0,0752*				0,114083 0,7602
TMED	0,0168596 0,0553*	0,015827 0,0741*	0,0159944 0,0704*	0,0158729 0,0722*	-0,170521 0,8194
TOTSOL	0,00900143 0,1998	0,0109352 0,1614			-0,0512216 0,2541
PTJESOL	0,0118837 0,1511		0,0149418 0,1046	0,0105725 0,2031	0,0901608 0,0927*
PREC	0,00243149 0,733634	0,00686787 0,3782	0,00761686 0,3295		0,00655324 0,4028
VIENTO	0,0002736 0,8883	0,000898196 0,6516	0,000972107 0,625		-0,00113535 0,6172

Tabla 43- Resultados del modelo de regresión lineal sin variables de control para la ecuación E3

	(2)	(3)	(4)	(5)
P-valor	0,211631	0,164143	0,070891*	0,12072

Tabla 44- P-valor del modelo de regresión lineal sin variables de control para la ecuación E3

E6

	(1) Individual	(2) 4 con tot	(3) 4 ptje	(4) Tmed ptje	(5) Todos
TMAX	-0,003 0,756				0,491903 0,3750
TMIN	-0,000935812 0,9357				0,48729 0,3798
TMED	-0,00348240 0,7896	-0,00209699 0,8732	-0,00263516 0,8408	-0,00322611 0,8055	-0,979509 0,3771
TOTSOL	-0,00476521 0,6472	-0,011158 0,3354			-0,0888568 0,1826
PTJESOL	-0,00301261 0,8062		-0,0101505 0,4574	-0,00274612 0,8237	0,0912006 0,2518
PREC	-0,0147119 0,165	-0,0199564 0,0844*	-0,0190217 0,1008		-0,0186452 0,1089
VIENTO	0,00181316 0,5302	0,00174304 0,5547	0,00185006 0,5307		0,00205405 0,5424

Tabla 45- Resultados del modelo de regresión lineal sin variables de control para la ecuación E6

	(2)	(3)	(4)	(5)
P-valor	0,473868	0,532943	0,941371	0,5712

Tabla 46- P-valor del modelo de regresión lineal sin variables de control para la ecuación E6

E8

	(1) Individual	(2) 4 con tot	(3) 4 con ptjesol	(4) Tmed ptje	(5) Todos
TMAX	13240,2 0,2162				-281339 0,6785
TMIN	30468,2 0,0319**				-265208 0,6961
TMED	31520,3 0,0485**	33502,2 0,0373**	33330,1 0,0379**	32258,5 0,0433**	580349 0,6690
TOTSOL	-3081,28 0,8090	-9083,59 0,5216			29813,4 0,7148
PTJESOL	-5245,15 0,7271		-11953,7 0,4745	-7909,87 0,6	-39781 0,683
PREC	-11036,5 0,395	-15664,1 0,2683	0,2553 -16133,5		-16750,7 0,2392
VIENTO	3922,5 0,2674	4341,67 0,2293	4296,68 0,2341		3408,56 0,4089

Tabla 47- Resultados del modelo de regresión lineal sin variables de control para la ecuación E8

	(2)	(3)	(4)	(5)
P-valor	0,12439	0,146744	0,152568	0,397752

Tabla 48- P-valor del modelo de regresión lineal sin variables de control para la ecuación E8

E9

	(1) Individual	(2) 4 con tot	(3) 4 ptje	(4) Tmed ptje	(5) Todos
TMAX	0,0711647 0,5705				0,0484392 0,9946
TMIN	0,0698336 0,6441				0,3399925 0,9625
TMED	0,109533 0,5195	0,0898771 0,5997	0,101361 0,5531	0,0891965 0,6013	-0,31935 0,9824
TOTSOL	0,236649 0,0811*	0,236427 0,1172			1,91145 0,0277**
PTJESOL	0,22527 0,1591		0,213962 0,2293	0,217902 0,1749	-1,88419 0,0695*
PREC	-0,157461 0,2542	-0,0808547 0,5914	-0,101032 0,5035		-0,109888 0,468
VIENTO	0,0387607 0,3032	0,0552951 0,1504	0,0529875 0,1682		0,0377082 0,3905

Tabla 49- Resultados del modelo de regresión lineal sin variables de control para la ecuación E9

	(2)	(3)	(4)	(5)
P-valor	0,234465	0,336516	0,323701	0,188727

Tabla 50- P-valor del modelo de regresión lineal sin variables de control para la ecuación E9

9.2.4 Resultados de los modelos con variables de control

A continuación, se muestran los resultados de los modelos anteriores incluyendo las variables de control de temperaturas extremas, tanto para la temperatura máxima como para la mínima. Estas variables tomarán como valor un 1 cuando superen los límites establecidos y 0 cuando el valor esté dentro de los límites considerados como valores normales.

9.2.4.1. Modelos de regresión lineal simple con variables de control

E1

	Variable	Tmax high	Tmin low
TMAX	1,00321e-05 0,0852*	-0,00107293 0,0951*	-0,00127337 0,0497**
TMIN	6,35622e-06 0,3991	-0,000831957 0,1825	-0,00106759 0,1354
TMED	1,35232e-05 0,0980*	-0,00101951 0,1094	-0,00101871 0,1304
TOTSOL	1,01405e-05 0,1021	-0,000897776 0,1513	-0,00151373 0,0216**
PTJESOL	1,37800e-05 0,0609	-0,000902551 0,1487	-0,00158015 0,0171**
PREC	-4,74733e-06 0,4455	-0,000816840 0,1900	-0,00136454 0,0360**
VIENTO	5,36234e-07 0,7534	-0,000779498 0,2127	-0,00129702 0,0471**

Tabla 51- Resultados del modelo de regresión lineal simple con variables de control para la ecuación E1

	Tmax	Tmin	Tmed	Totsol	Ptjesol	Prec	Viento
P-valor	0,043865**	0,118922	0,048522**	0,049981**	0,034202**	0,125770	0,154926

Tabla 52- P-valor del modelo de regresión lineal simple con variables de control para la ecuación E1

**Tabla 51:* Cada fila corresponde a un modelo con una única variable climatológica y las variables de control como variables explicativas. Se da, en primer lugar, el valor del predictor y en segundo lugar, el p-valor.

**Tabla 52:* En esta tabla se muestra el p-valor del modelo global considerando las variables de tal forma, tomándose como referencia para descartar la hipótesis nula

$$H_0 \rightarrow \beta_1 = \beta_2 = \beta_3 = 0$$

E2

	Variable	Tmax high	Tmin low
TMAX	1,01261e-05 0,1312	-0,00116215 0,1162	-0,00167690 0,0247**
TMIN	8,66195e-06 0,3181	-0,000930964 0,1949	-0,00137930 0,0937*
TMED	1,50280e-05 0,1101	-0,00113081 0,1229	-0,00138896 0,0732*
TOTSOL	1,27463e-05 0,0742*	-0,00101009 0,1606	-0,00196699 0,0095**
PTJESOL	1,69800e-05 0,0447**	-0,00101350 0,1588	-0,00204409 0,0074**
PREC	8,95093e-07 0,9005	-0,000880960 0,2194	-0,00171789 0,0218**
VIENTO	-3,91270e-07 0,8421	-0,000897950 0,2123	-0,00174410 0,0204**

Tabla 53- Resultados del modelo de regresión lineal simple con variables de control para la ecuación E2

	Tmax	Tmin	Tmed	Totsol	Ptjesol	Prec	Viento
P-valor	0,037616**	0,066810*	0,033231**	0,024908**	0,016956**	0,103006	0,101927

Tabla 54- P-valor del modelo de regresión lineal con variables de control para la ecuación E2

E3

	Variable	Tmax high	Tmin low
TMAX	0,0104443 0,1199	-1,19525 0,1066	-1,64931 0,0274**
TMIN	0,00908281 0,2957	-0,957596 0,1829	-1,33641 0,1048
TMED	0,0155849 0,0979*	-1,16432 0,1126	-1,35042 0,0818*
TOTSOL	0,0127782 0,0738*	-1,03478 0,1511	-1,94155 0,0105**
PTJESOL	0,0170338 0,0443**	-1,03829 0,1493	-2,01905 0,0082**
PREC	0,000858760 0,9047	-0,905481 0,2074	-1,69216 0,0240**
VIENTO	-0,000411303 0,8344	-0,923014 0,2003	-1,71899 0,0224**

Tabla 55- Resultados del modelo de regresión lineal simple con variables de control para la ecuación E3

	Tmax	Tmin	Tmed	Totsol	Ptjesol	Prec	Viento
P-valor	0,036968**	0,066949*	0,031976**	0,02598**	0,017632**	0,107731	0,106357

Tabla 56- P-valor del modelo de regresión lineal simple con variables de control para la ecuación E1

E6

	Variable	Tmax high	Tmin low
TMAX	0,00146605 0,8831	-1,73325 0,1149	0,561960 0,6124
TMIN	0,00476111 0,7118	-1,71858 0,1073	0,745383 0,5420
TMED	0,00407696 0,7705	-1,75987 0,1062	0,646278 0,5747
TOTSOL	-0,00461575 0,6635	-1,64759 0,1236	0,642163 0,5686
PTJESOL	-0,00324525 0,7963	-1,66841 0,1186	0,615673 0,5869
PREC	-0,0148668 0,1622	-1,75242 0,1000	0,421434 0,7047
VIENTO	0,00165240 0,5713	-1,63640 0,1260	0,631656 0,5716

Tabla 57- Resultados del modelo de regresión lineal simple con variables de control para la ecuación E6

	Tmax	Tmin	Tmed	Totsol	Ptjesol	Prec	Viento
P-valor	0,376520	0,359723	0,367155	0,352212	0,369858	0,169481	0,334146

Tabla 58- P-valor del modelo de regresión lineal simple con variables de control para la ecuación E6

E8

	Variable	Tmax high	Tmin low
TMAX	14545,3 0,2334	-837550 0,5338	-949367 0,4846
TMIN	32584,1 0,0389**	-613438 0,6385	284101 0,8494
TMED	33539,7 0,0500**	-988429 0,4584	-267744 0,8494
TOTSOL	-1215,71 0,9255	-426801 0,7446	-996789 0,4699
PTJESOL	-2833,14 0,8540	-417258 0,7499	-966695 0,4860
PREC	-12052,6 0,3549	-486898 0,7090	-1,12795e+06 0,4077
VIENTO	3612,92 0,3121	-314889 0,8100	-851876 0,5333

Tabla 59- Resultados del modelo de regresión lineal simple con variables de control para la ecuación E8

	Tmax	Tmin	Tmed	Totsol	Ptjesol	Prec	Viento
P-valor	0,564646	0,180635	0,215882	0,890501	0,884683	0,688518	0,650541

Tabla 60- P-valor del modelo de regresión lineal simple con variables de control para la ecuación E1

E9

	Variable	Tmax high	Tmin low
TMAX	0,0516563 0,6909	4,43909 0,7567	-13,0885 0,3654
TMIN	0,00131446 0,9938	5,84825 0,6741	-13,2860 0,4044
TMED	0,0514968 0,7774	5,01136 0,7241	-12,1839 0,4170
TOTSOL	0,263121 0,0570*	3,26340 0,8149	-18,3151 0,2120
PTJESOL	0,262931 0,1085	3,85823 0,7818	-18,2654 0,2161
PREC	-0,167628 0,2267	5,18603 0,7088	-14,8431 0,3059
VIENTO	0,0369194 0,3318	7,12128 0,6094	-11,6228 0,4245

Tabla 61- Resultados del modelo de regresión lineal simple con variables de control para la ecuación E9

** Tabla 24*

	Tmax	Tmin	Tmed	Totsol	Ptjesol	Prec	Viento
P-valor	0,722515	0,760247	0,741107	0,187553	0,290200	0,451979	0,549484

9.2.4.2. Modelos de regresión lineal múltiple

E1

	(2) 4 con tot	(3) 4 con ptjesol	(4) Tmed ptje	(5) Todos
TMAX				0,000239631 0,4597
TMIN				0,000247357 0,4457
TMED	1,21097e-05 0,1439	1,19646e-05 0,1480	1,15931e-05 0,1601	-0,000473063 0,4655
TOTSOL	9,04220e-06 0,1889			-5,79774e-05 0,1419
PTJESOL		1,30269e-05 0,1103	1,23091e-05 0,0973*	8,38534e-05 0,0751*
PREC	-1,19833e-06 0,8593	-4,04341e-07 0,9524		-5,11071e-07 0,9401
VIENTO	1,21435e-06 0,4845	1,27822e-06 0,4617		8,01987e-07 0,6842
Tmax High	-0,00104856 0,1011	-0,00105069 0,1003	-0,00108137 0,0900*	-0,000981217 0,1276
Tmin Low	-0,00117575 0,0899*	-0,00124199 0,0747*	-0,00129264 0,0623*	-0,00131285 0,0705*

Tabla 62- Resultados del modelo de regresión lineal múltiple con variables de control para la ecuación E1

	(2)	(3)	(4)	(5)
P-valor	0,110802	0,083223*	0,031043**	0,118189

Tabla 63- P-valor del modelo de regresión lineal múltiple con variables de control para la ecuación E2

* *Tabla 62*: Sigue el modelo de las primeras tablas con el modelo de regresión múltiple. Cada celda incluye el predictor de esa variable explicativa y su correspondiente p-valor.

* *Tabla 63*: Muestra el valor del p-valor. Será el que se tome para probar la hipótesis nula

$$H_0 \rightarrow \beta_1 = \beta_2 = \beta_3 = \beta_4 = \beta_5 = \beta_6 = \beta_7 = \beta_8 = \beta_9 = 0$$

E2

	(2) 4 con tot	(3) 4 con ptjesol	(4) Tmed ptje	(5) Todos
TMAX				6,54281e-05 0,8607
TMIN				9,07244e-05 0,8079
TMED	1,27244e-05 0,1820	1,26330e-05 0,1843	1,26164e-05 0,1840	-0,000139585 0,8515
TOTSOL	1,41098e-05 0,0748*			-6,01914e-05 0,1850
PTJESOL		1,92521e-05 0,0403**	1,53793e-05 0,0718*	9,96784e-05 0,0659 *
PREC	6,74913e-06 0,3857	7,64377e-06 0,3269		6,92712e-06 0,3759
VIENTO	3,37970e-07 0,8657	4,05579e-07 0,8391		-1,00962e-06 0,6563
Tmax High	-0,00119352 0,1049	-0,00119337 0,1048	-0,00120811 0,0998*	-0,00104822 0,1572
Tmin Low	-0,00163119 0,0409**	-0,00171595 0,0324**	-0,00173121 0,0300**	-0,00162270 0,0520*

Tabla 64- Resultados del modelo de regresión lineal múltiple con variables de control para la ecuación E2

	(2)	(3)	(4)	(5)
P-valor	0,063312*	0,043455**	0,017636**	0,058188*

Tabla 65- P-valor del modelo de regresión lineal múltiple con variables de control para la ecuación E2

E3

	(2) 4 con tot	(3) 4 con ptjesol	(4) Tmed ptje	(5) Todos
TMAX				0,0762206 0,8382
TMIN				0,101743 0,7854
TMED	0,0132853 0,1640	0,0131897 0,1662	0,0131760 0,1658	-0,160799 0,8295
TOTSOL	0,0140557 0,0763*			-0,0609431 0,1801
PTJESOL		0,0192151 0,0409**	0,0153622 0,0725*	0,100612 0,0637*
PREC	0,00671541 0,3886	0,00761840 0,3291		0,00690018 0,3783
VIENTO	0,000325922 0,8706	0,000394369 0,8437		-0,00103375 0,6490
Tmax High	-1,22710 0,0958*	-1,22707 0,0957*	-1,24152 0,0911*	-1,08051 0,1452
Tmin Low	-1,59241 0,0462**	-1,67748 0,0367**	-1,69229 0,0342**	-1,58379 0,0582*

Tabla 66- Resultados del modelo de regresión lineal múltiple con variables de control para la ecuación E3

	(2)	(3)	(4)	(5)
P-valor	0,062111*	0,042520**	0,017112**	0,055706*

Tabla 67- P-valor del modelo de regresión lineal múltiple con variables de control para la ecuación E2

E6

	(2) 4 con tot	(3) 4 con ptjesol	(4) Tmed ptje	(5) Todos
TMAX				0,495653 0,3713
TMIN				0,490169 0,3770
TMED	0,00596116 0,6739	0,00543703 0,7007	0,00467893 0,7403	-0,979480 0,3770
TOTSOL	-0,0119853 0,3085			-0,0786255 0,2442
PTJESOL		-0,0115617 0,4072	-0,00383888 0,7624	0,0781182 0,3322
PREC	-0,0199273 0,0848*	-0,0191532 0,0984*		-0,0187376 0,1072
VIENTO	0,00168924 0,5696	0,00177462 0,5501		0,00197955 0,5573
Tmax High	-1,69433 0,1213	-1,70996 0,1179	-1,74058 0,1107	-1,68322 0,1265
Tmin Low	0,814869 0,4917	0,803994 0,4999	0,731709 0,5373	0,553775 0,6555

Tabla 68- Resultados del modelo de regresión lineal múltiple con variables de control para la ecuación E6

	(2)	(3)	(4)	(5)
P-valor	0,355513	0,391648	0,516244	0,488462

Tabla 69- P-valor del modelo de regresión lineal múltiple con variables de control para la ecuación E6

E8

	(2) 4 con tot	(3) 4 con ptjesol	(4) Tmed ptje	(5) Todos
TMAX				-279460 0,6806
TMIN				-263559 0,6980
TMED	36046,7 0,0377**	36082,1 0,0372**	34673,7 0,0449**	580190 0,6691
TOTSOL	-8816,07 0,5406			35067,3 0,6714
PTJESOL		-11856,6 0,4874	-7232,32 0,6417	-46463,7 0,6376
PREC	-15681,4 0,2679	-16185,1 0,2539		-16802,8 0,2380
VIENTO	4215,74 0,2464	4178,63 0,2504		3369,76 0,4145
Tmax High	-860720 0,5203	-861372 0,5198	-952082 0,4759	-816645 0,5448
Tmin Low	10393,0 0,9943	60369,5 0,9670	-106795 0,9414	303192 0,8419

Tabla 70- Resultados del modelo de regresión lineal múltiple con variables de control para la ecuación E8

	(2)	(3)	(4)	(5)
P-valor	0,310113	0,300515	0,322192	0,560114

Tabla 71- P-valor del modelo de regresión lineal múltiple con variables de control para la ecuación E8

E9

	(2) 4 con tot	(3) 4 con ptjesol	(4) Tmed ptje	(5) Todos
TMAX				0,0253734 0,9972
TMIN				0,278840 0,9692
TMED	0,0142088 0,9386	0,0261104 0,8873	0,0104754 0,9546	-0,283177 0,9844
TOTSOL	0,262735 0,0867*			1,82188 0,0384**
PTJESOL		0,250170 0,1688	0,261602 0,1140	-1,77435 0,0909*
PREC	-0,0820573 0,5860	-0,100075 0,5076		-0,108111 0,4755
VIENTO	0,0519798 0,1794	0,0500104 0,1964		0,0384756 0,3812
Tmax High	4,48913 0,7527	4,84257 0,7339	3,69665 0,7948	4,72378 0,7420
Tmin Low	-16,3100 0,2910	-16,0149 0,3025	-18,0057 0,2440	-8,79931 0,5863

Tabla 72- Resultados del modelo de regresión lineal múltiple con variables de control para la ecuación E9

	(2)	(3)	(4)	(5)
P-valor	0,334755	0,444794	0,441047	0,315564

Tabla 73- P-valor del modelo de regresión lineal múltiple con variables de control para la ecuación E9

9.2.5. Resultados de la comparación histórica

	Tavg	Ptjesol	Tmax_high	Tmin_low	Tmin
1995-2002	2,91492e-05 0,0616	9,85744e-06 0,4860	-0,00273523 0,0441	-0,00155063 0,2841	-38,5386 0,6682 0,000165
2002-2008	3,24565e-06 0,8169	8,18626e-06 0,4855	-0,00212381 0,0366	-0,000308909 0,7684	-218,313 0,730575 0,000123
2008-2015	6,18173e-06 0,7299	2,56781e-05 0,1253	0,000396325 0,7646	-0,00312211 0,0393	71042,1 0,0509** 0,002860

Tabla 74- Resultados de la comparación histórica utilizando variables de control.

	1995-2002	2002-2008	2008-2015
P-valor	0,063123	0,296088	0,111260

Tabla 75- P-valor de la comparación histórica utilizando variables de control.

* *Tabla 74:* Las primeras cuatro columnas contienen el valor del predictor y el p-valor(en ese orden) de esa variable en el modelo que estudia la ecuación E2 con las variables explicativas: temperatura media, porcentaje de sol, control sobre temperatura máxima y control sobre temperatura mínima.

La columna Tmin contiene el valor del estimador y el p-valor de la temperatura mínima en el modelo que estudia la ecuación 8 basada en el coste e oportunidad

* *Tabla 79:* Contiene el p-valor global del modelo de regresión múltiple que estudia E2. Cada columna se corresponde a un periodo de tiempo, y estos resultados se complementan con los mostrados en la Tabla 1 en las cuatro primeras columnas.

9.3. Anexo capturas de la interfaz gráfica

En este apartado trataremos de mostrar cómo el usuario podría ver las diferentes pantallas de la plataforma en diferentes dispositivos. Debido a que es necesario hacer scroll para ver todos los datos de la plataforma no podremos adjuntar una única captura que recoja toda la interfaz, por lo que se mostrarán una a continuación de otra.

Se mostrará, en primer lugar, una sucesión de imágenes de la totalidad de la interfaz gráfica para una de las situaciones y, a continuación, se mostrará únicamente la sección que muestra el estado del mercado ya que la apariencia del resto de secciones no varía.

9.3.1. Capturas con la pantalla a resolución completa.

En esta sección mostraremos la distinta apariencia visual de la plataforma dependiendo del valor de la predicción tal y como se vería en una pantalla de un dispositivo con un tamaño de pantalla de un dispositivo estándar como un ordenador. En este caso 15 pulgadas.

9.3.1.1. Estado negativo del mercado con sesión activa



Ilustración 8- Sesión activa con estimación negativa

MOODSTOCK					IBEX 35	ABOUT
TICKER	NOMBRE	PRECIO	VAR #	VAR %	CIERRE	
ABG.P	ABENGOA CLB	0.912	-0.094	-9.34%	1.006	
ABE	ABERTIS	14.15	-0.17	-1.22%	14.32	
ACS	ACS	27.62	-0.99	-3.46%	28.61	
ACX	ACERINOX	9.14	-0.25	-2.65%	9.39	
AENA	AENA	101.15	-1.1	-1.08%	102.25	
AMS	AMADEUS	36.83	-0.2	-0.55%	37.035	
ANA	ACCIONA	66.87	-1.27	-1.86%	68.14	
BKIA	BANKIA	1.13	-0.03	-2.68%	1.158	
BKT	BANKINTER	6.61	-0.11	-1.56%	6.714	
BBVA	BBVA	7.71	-0.34	-4.25%	8.048	
CABK	CAIXABANK	3.66	-0.08	-2.24%	3.744	
DIA	DIA	5.43	0.11	1.99%	5.323	
ELE	ENDESA	19.5	-0.14	-0.71%	19.645	
ENG	ENAGAS	25.63	-0.03	-0.12%	25.66	
FCC	FCC	7.65	-0.15	-1.97%	7.8	
FER	FERROVIAL	21.71	-0.39	-1.76%	22.1	
GAM	GAMESA	12.26	-0.52	-4.07%	12.78	
GAS	GAS NATURAL	18.47	-0.1	-0.57%	18.57	
GRF	GRIFOLS	39.85	0.42	1.05%	39.43	
IAG	IAG (IBERIA)	8.23	-0.06	-0.72%	8.291	
IBE	IBERDROLA	5.92	-0.09	-1.42%	6.005	
IDR	INDRA	9.8	-0.15	-1.49%	9.948	
ITX	INDITEX	29.89	-0.85	-2.78%	30.74	
MAP	MAPFRE	2.48	-0.06	-2.29%	2.537	
MTS	MEDIASET	5.93	-0.29	-4.68%	6.219	
OHL	OHL	13.07	-0.3	-2.21%	13.37	
POP	POPULAR	3.5	-0.09	-2.54%	3.588	
REE	REE	73.92	-0.47	-0.63%	74.39	
REP	REPSOL	10.8	-0.55	-4.85%	11.35	
SAN	SANTANDER	5.05	-0.18	-3.5%	5.234	
SAB	SABADELL	1.78	-0.04	-2.03%	1.822	
SCYR	SACYR	2.2	-0.12	-5.2%	2.325	
TEF	TELEFÓNICA	11.31	-0.44	-3.79%	11.75	
TL5	TELECINCO	10.19	-0.18	-1.74%	10.365	
TRE	TÉCNICAS REUNIDAS	41.56	-0.34	-0.81%	41.905	

Ilustración 9- Valor de los activos



Ilustración 10- Sección de información



Ilustración 11- Pie de la web

9.3.1.2. Estado negativo en día de sesión inactiva



Ilustración 12- Sesión inactiva con estimación negativa

9.3.1.3. Estado neutral durante sesión activa

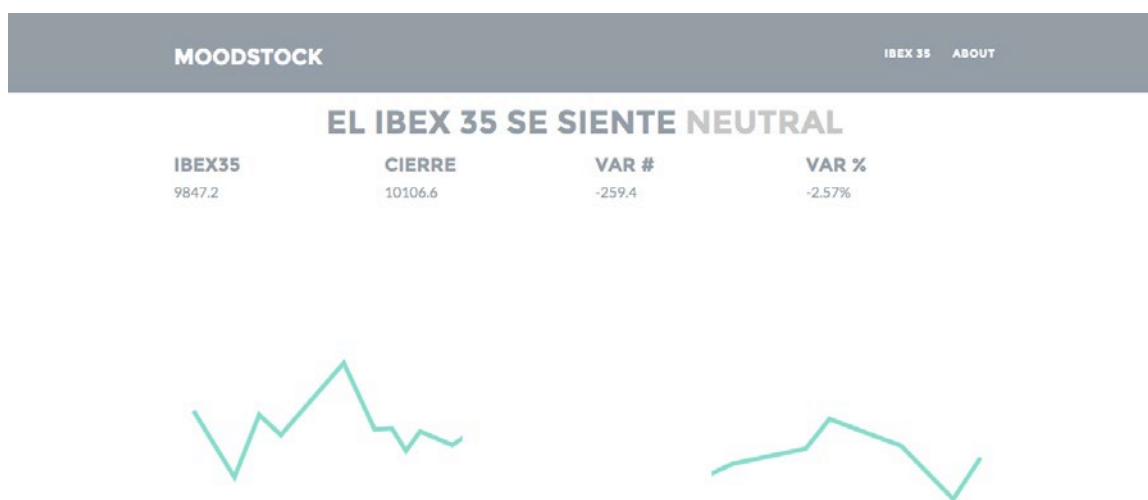


Ilustración 13- Sesión activa con estimación neutral

9.3.1.4. Estado neutral en periodo inactivo



Ilustración 14- Sesión inactiva con estimación neutral

9.3.1.5. Estado positivo en periodo de actividad



Ilustración 15- Sesión activa con estimación positiva

9.3.1.6. Estado positivo en periodo de inactividad



Ilustración 16- Sesión inactiva con estimación positiva

9.3.2. Capturas en dispositivos móviles y de pantalla reducida

En este apartado trataremos de mostrar cómo es la experiencia del usuario cuando se accede a través de un dispositivo móvil o mediante otros dispositivos con una pantalla más reducida.

No se mostrarán las distintas situaciones en función de la estimación, ya que las diferencias que se pueden observar son las mismas que las que se han mostrado en el apartado anterior.

Asimismo, tampoco mostraremos la información de cada uno de los activos que componen el índice ya que la visualización de cada una de las compañías es igual por lo que las capturas serían redundantes.

Se puede confirmar que gracias al diseño *responsive*, la información se presenta con la misma claridad y sencillez que en el caso de que el usuario estuviera accediendo desde un dispositivo con una pantalla mayor.

MOODSTOCK



EL IBEX 35 SE SENTÍA PESIMISTA

IBEX35

9847.2

CIERRE

10106.6

VAR #

-259.4

VAR %

-2.57%



Ilustración 17- Estimación en dispositivo móvil



Ilustración 18- Valor de los activos en dispositivo móvil

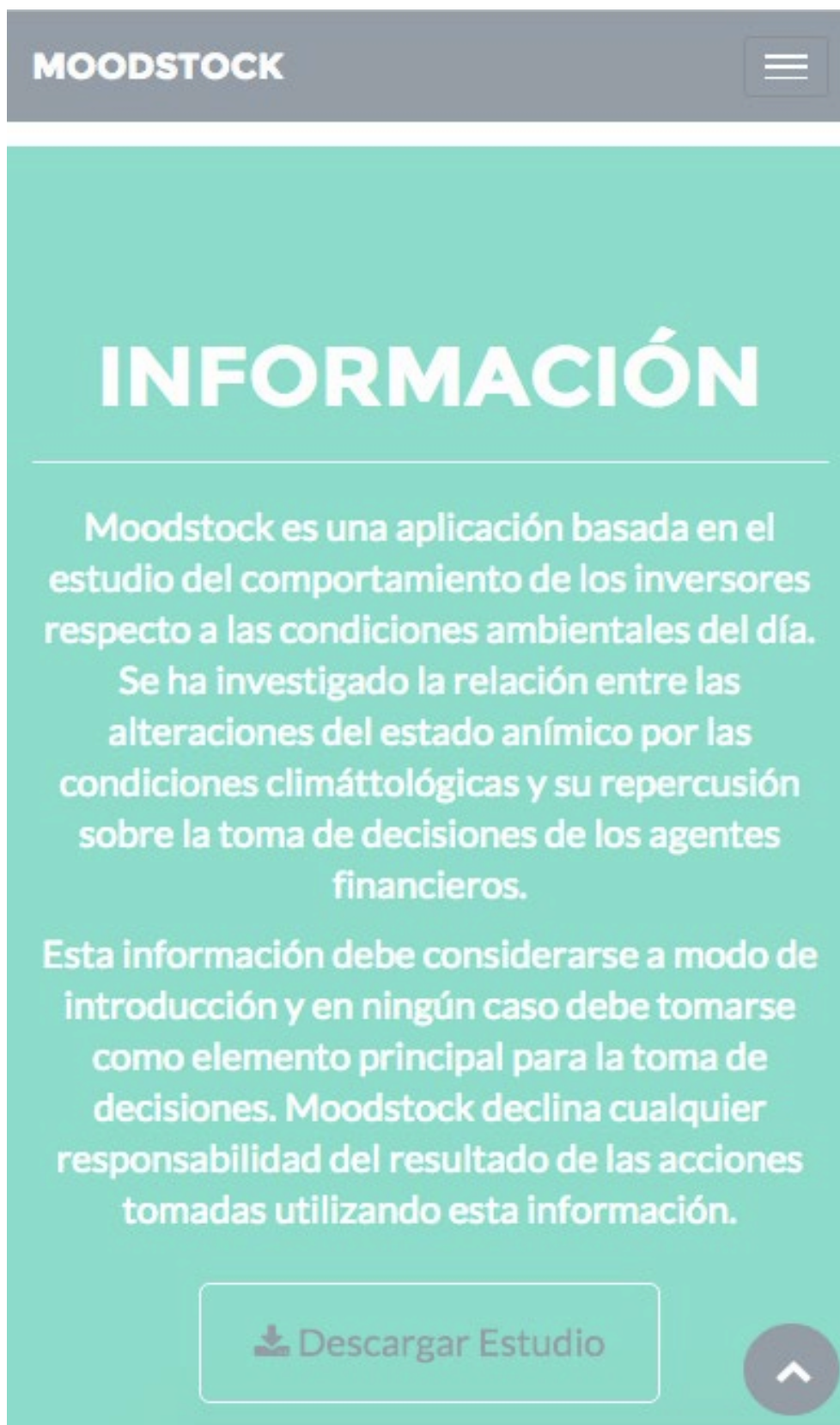


Ilustración 19- Sección de información en dispositivo móvil

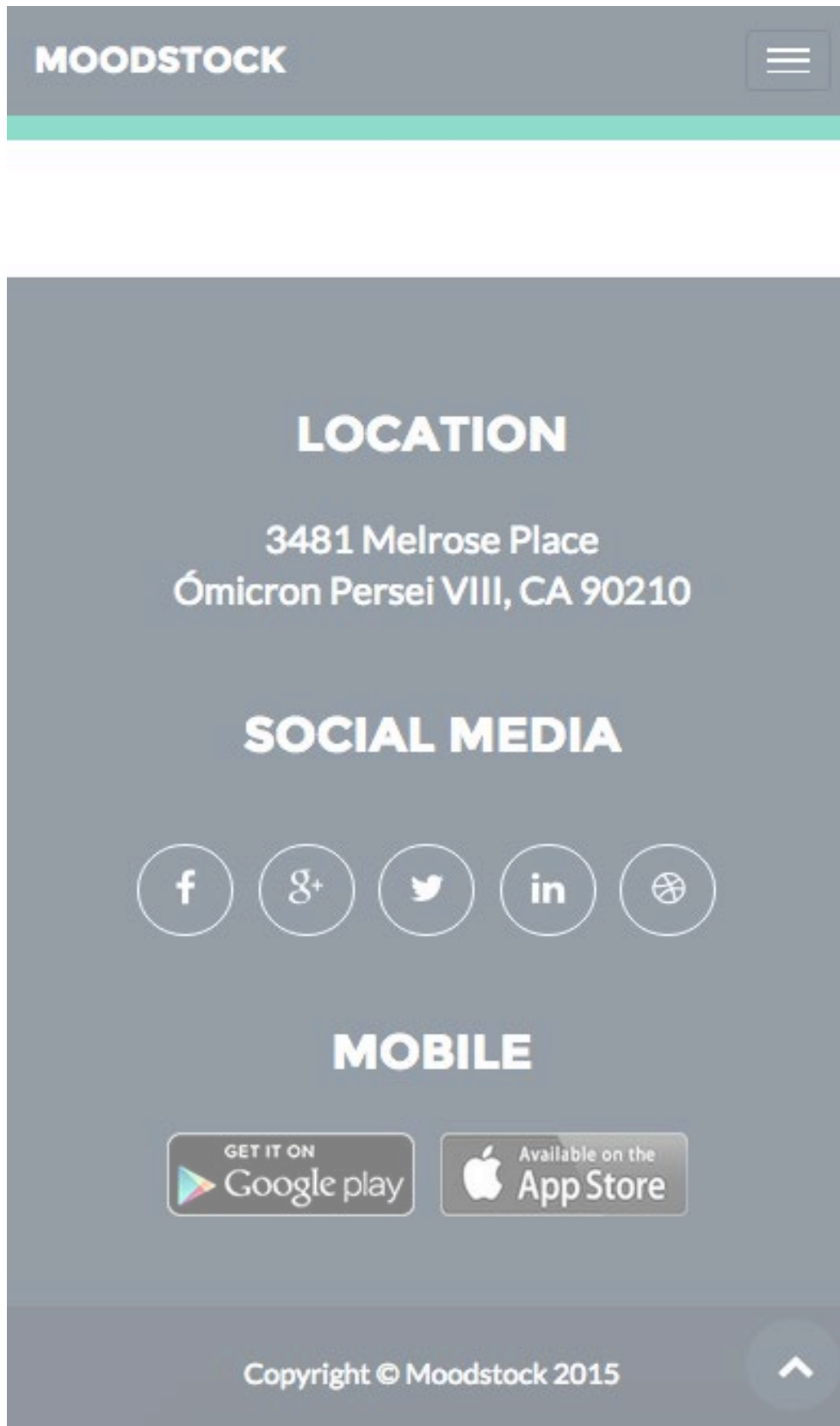


Ilustración 20- Pie en dispositivo móvil

9.4. Anexo: Enlaces de interés

9.4.1. *Enlaces de descarga:*

En este apartado se detallarán los enlaces a las webs donde se pueden descargar libremente los recursos externos que han sido utilizados para el desarrollo del proyecto.

- 1) *Yahoo Meteo:* <https://github.com/fedy2/yahoo-weather-java-api>
- 2) *Yahoo finance:* <http://financequotes-api.com>
- 3) *Java SE 8:* <http://www.oracle.com/technetwork/java/javase/downloads/jdk8-downloads-2133151.html>
- 4) *Hibernate:* <http://hibernate.org/orm/downloads/>
- 5) *MySQL:* <https://dev.mysql.com/downloads/mysql/>
- 6) *J connector, MySQL:* <http://dev.mysql.com/downloads/connector/j/>
- 7) *Bootstrap y freelancer template:*
<https://github.com/IronSummitMedia/startbootstrap-freelancer>
- 8) *Apache Commons Math:* http://commons.apache.org/proper/commons-math/download_math.cgi
- 9) *Eclipse:* <http://www.eclipse.org/downloads/packages/eclipse-ide-java-ee-developers/marsr>
- 10) *SLF4J:* <http://www.slf4j.org>
- 11) *Quartz:* <http://quartz-scheduler.org>

9.4.2. *Enlaces a las licencias*

A continuación, se muestran los enlaces a las páginas oficiales dónde se puede acceder a las licencias, en inglés. También se han incluido enlaces a webs donde se puede leer la licencia mediante traducciones no oficiales.

- 1) *Web oficial Apache 2.0:* <http://www.apache.org/licenses/LICENSE-2.0>
- 2) *Traducción no oficial:* <http://uk.moo.com/es/about/fonts/licences/apache-licence.html>
- 3) *Web oficial MIT Licence:* <http://opensource.org/licenses/MIT>
- 4) *Traducción no oficial:* <http://uk.moo.com/es/about/fonts/licences/mit-licence.html>